



Prévision d'ensemble locale des brouillard et nuages bas à l'aéroport international de Roissy Charles de Gaulle

Stevie Roquelaure

► To cite this version:

Stevie Roquelaure. Prévision d'ensemble locale des brouillard et nuages bas à l'aéroport international de Roissy Charles de Gaulle. Océan, Atmosphère. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2007. Français. NNT: . tel-00250947

HAL Id: tel-00250947

<https://theses.hal.science/tel-00250947>

Submitted on 12 Feb 2008

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITE TOULOUSE III - PAUL SABATIER

UFR - Physique, Chimie et Applications

Sciences de la Planète et de l'Univers.

THESE

Présentée et soutenue le 3 décembre 2007

par

Stevie ROQUELAURE

DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE TOULOUSE

délivré par l'Université Toulouse III - Paul Sabatier

Discipline : Météorologie

Prévision d'ensemble locale des brouillards et nuages bas à l'aéroport International de Roissy Charles De Gaulle.

sous la direction de : D^r Thierry BERGOT

Jury composé de :

- D ^r Serge CHAUZY	Laboratoire d'aérologie - Université Paul Sabatier	Président du jury
- D ^r Olivier TALAGRAND	Laboratoire de Météorologie Dynamique (École Normale Supérieure)	Rapporteur
- D ^r Stéphane BELAIR	Environnement Canada - Groupe de Recherche en Prévision Numérique (RPN)	Rapporteur
- D ^r Thierry BERGOT	CNRM/Météo-France	Directeur de thèse
- D ^r Frédéric ATGER	CNRM/Météo-France	Examineur
- D ^r Joan Cuxart	Université des Iles Baléares	Examineur

Météo-France, Centre National de Recherches Météorologiques CNRM/GMME/GAME, 42
Avenue G. Coriolis, 31 057 Toulouse CEDEX 1, France

Remerciements

Je voudrais simplement remercier toutes les personnes qui m'auront soutenu au cours du parcours que se soit de loin, de près ou de côté. Merci beaucoup, je n'oublierai pas.

Résumé

Les prévisions déterministes sont entachées d'erreurs en raison des différentes sources d'incertitude inhérentes au système de prévision (erreurs de modélisation, erreurs sur les conditions initiales ...). La quantification de la confiance accordée à une prévision déterministe ou du risque d'occurrence d'un événement spécifique est alors une information précieuse qui permet de faciliter la prise de décision.

Un système de prévision d'ensemble locale (LEPS-Local Ensemble Prediction System) ciblant la prévision des brouillards et nuages bas sur l'aéroport international de Paris Charles de Gaulle a été développé pour la prévision courte échéance du risque d'occurrence de conditions LVP (Low visibility Procedure - visibilité < 600m et/ou plafond < 60m). La faible fréquence climatologique des brouillards et la localité des processus intervenant dans leur cycle de vie a conduit au choix d'une stratégie de modélisation unidimensionnelle forcée par des tendances de mésoéchelle. L'approche probabiliste de prévision des LVP est justifiée par le fait que les brouillards sont des phénomènes rares et difficiles à prévoir en raison de la complexité du phénomène (interaction entre les processus radiatifs, turbulents, advectifs ...).

Le système ensembliste LEPS, repose sur la chaîne opérationnelle COBEL-ISBA (COde de Brouillard à l'Echelle Locale - Interaction Soil Biosphere Atmosphere) de prévisions locales des conditions LVP opérationnelle à Charles de Gaulle. Les sources d'incertitudes sur les entrées de COBEL-ISBA ont été identifiées sur les conditions initiales et sur les forçages de mésoéchelle. Les distributions d'incertitude relatives à chaque paramètre d'entrée ont été évaluées sur un hiver test. Si bien que l'ensemble local a été construit à partir des perturbations sur les conditions initiales et les forçages de mésoéchelle de COBEL-ISBA en faisant l'hypothèse de " modèle parfait ". Une calibration bayésienne (BMA-Bayesian Model Averaging) a été appliquée sur l'ensemble afin d'améliorer la fiabilité du système. Cette calibration a nécessité un apprentissage sur deux hivers de données sur l'aéroport de Charles de Gaulle (2002-2004).

La validation de LEPS, effectuée sur l'hiver 2004-2005, montre que ce système probabiliste satisfait les exigences fixées au départ de l'étude, à savoir la production de prévisions fiables de courte échéance du risque d'occurrence de conditions LVP sur l'aéroport de Paris Charles

de Gaulle. La calibration bayésienne de l'ensemble brut est efficace car elle fiabilise les probabilités brutes issues du système. Si bien que chaque utilisateur peut trouver un compromis avantageux entre le taux de détection et le taux de fausses alarmes sur la période de 12 heures de prévision en utilisant LEPS. De plus, la fenêtre de 12 heures de prévision ouvre des perspectives intéressantes pour la planification des vols, la sécurité et la gestion de la plate-forme aéroportuaire. Enfin, une étude économique simple, comparant l'utilisation de LEPS à une stratégie de non-protection ou de protection basée sur la climatologie, montre que des économies substantielles peuvent être générées par l'utilisation de LEPS.

Mots clés : brouillards, nuages bas, aéroport, modélisation unidimensionnelle, prévision d'ensemble locale, prévision probabiliste.

Table des matières

Remerciements	3
Résumé	5
Introduction	15
1 Sensibilité des prévisions LVP (Low Visibility Procedure) aux incertitudes sur les paramètres d'entrée de COBEL-ISBA	27
1.1 Le modèle de couche limite unidimensionnel COBEL-ISBA	28
1.1.1 Le modèle COBEL-ISBA	28
1.1.2 La chaîne locale de prévision opérationnelle à Roissy Charles de Gaulle .	29
1.2 Évaluation des incertitudes sur les paramètres d'entrée de COBEL-ISBA	32
1.2.1 Méthodologie de calcul de l'incertitude sur les forçages de mésoéchelle (MF)	32
1.2.2 Méthodologie de calcul de l'incertitude sur les conditions initiales (IC) . .	33
1.3 Stratégie d'évaluation de la sensibilité des prévisions LVP	34
1.4 L'article : Seasonal sensitivity on COBEL-ISBA local forecast system for fog and low clouds	36
1.5 Résumé du chapitre 1	56
2 Local Ensemble Prediction System (LEPS) : construction, calibration et validation	59
2.1 La prévision d'ensemble	61
2.1.1 La prévisibilité d'un évènement météorologique	61
2.1.2 Construction et exploitation d'un ensemble	61
2.2 La prévision d'ensemble local	62
2.2.1 La prévision d'ensemble local dans le contexte aéronautique et les Low Visivility Procedure	62
2.2.2 Méthodologies de construction des ensembles	63

2.3	Évaluation des ensembles et calibration bayésienne (BMA : Bayesian Model Averaging)	64
2.3.1	Le score de Brier	64
2.3.2	La calibration bayésienne (BMA : Bayesian Model Averaging)	65
2.3.3	Les données de validation	66
2.4	L'article ; A local Ensemble Prediction System (LEPS) for fog and low clouds : construction, Bayesian Model Averaging calibration and validation	66
2.5	Résumé sur la prévision d'ensemble locale	118
2.6	La sensibilité de LEPS au changement de critère des Low Visibility Procedure (LVP)	120
2.6.1	La sensibilité par rapport au seuil de visibilité	120
2.6.2	La sensibilité par rapport au seuil de plafond	121
3	LEPS vers la prévision opérationnelle	129
3.1	Comparaison entre les prévisions opérationnelles et celles de LEPS pour l'hiver 2004-2005	131
3.1.1	Les bulletins opérationnels à Roissy	131
3.1.2	Les bulletins de LEPS	132
3.1.3	Prévisions opérationnelles versus LEPS	132
3.2	Étude de cas LVP	136
3.3	Résumé du chapitre 3	141
	Conclusions	145
	Annexes	151
	A Bulletin LVP de 9 heures locales : Résultats	151
	B COBEL-ISBA	155

Table des figures

1	Le brouillard observé à l'atterrissage d'un avion de ligne à Heathrow le 22 décembre 2006.	16
2	La formation du brouillard radiatif.	17
3	La formation du brouillard advectif.	18
4	La stratégie de couplage entre un modèle local (1D) et un modèle de mésoéchelle (3D).	24
1.1	La chaîne de prévision locale des LVP opérationnelle à Roissy Charles de Gaulle.	32
1.2	Schéma représentant les deux étapes de la méthode spatio-temporelle de calcul des incertitudes sur les forçages de mésoéchelle Aladin.	33
1.3	L'influence de la perturbation sur l'assimilation variationnelle locale, la séquence sans perturbation (a) et la séquence avec l'impact d'une perturbation sur les conditions initiales ou les forçages de mésoéchelle (b).	35
2.1	Skill score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : plafond inchangé inférieur à 60 m pour tous les systèmes et visibilité inférieure à 300, 600 et 1000 mètres.	121
2.2	Résolution selon la décomposition du score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : plafond inchangé inférieur à 60 m pour tous les systèmes et visibilité inférieure à 300, 600 et 1000 mètres.	122
2.3	Fiabilité selon la décomposition du score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : plafond inchangé inférieur à 60 m pour tous les systèmes et visibilité inférieure à 300, 600 et 1000 mètres.	123
2.4	Skill score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.	124

2.5	Coefficients BMA pour les échéances de prévision entre 0 et 6 heures pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.	125
2.6	Coefficients BMA pour les échéances de prévision entre 6 et 12 heures pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.	126
2.7	Résolution selon la décomposition du score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.	127
2.8	Fiabilité selon la décomposition du score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.	127
2.9	Pourcentage d'amélioration/dégradation de la fiabilité selon la décomposition du score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.	128
3.1	Histogrammes des prévisions opérationnelles de 6 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 3Z (vert) et LEPS réseau 6Z (rouge).	133
3.2	Diagrammes de fiabilité des prévisions opérationnelles de 6 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 3Z (vert) et LEPS réseau 6Z (rouge).	134
3.3	Pseudo Relative Operating Characteristic Curve (ROC) des prévisions opérationnelles de 6 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 3Z (vert) et LEPS réseau 6Z (rouge). . .	135
3.4	Score de Brier, fiabilité et résolution des prévisions opérationnelles de 6 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 3Z (vert) et LEPS réseau 6Z (rouge).	136
3.5	Évolution temporelle (UTC) de la visibilité et du plafond sur l'aéroport de Roissy Charles de Gaulle le 20050117.	137

3.6	Évolution temporelle (UTC) de la température et de l'humidité au mat sur l'aéroport de Roissy Charles de Gaulle le 20050117.	138
3.7	Évolution temporelle (UTC) des radiations visible et infrarouge sur l'aéroport de Roissy Charles de Gaulle le 20050117.	139
3.8	Les 54 solutions de l'ensemble brut (spaghettis) pour la simulation de 0Z du 20050117.	140
3.9	Prévisions probabilistes de LVP pour la journée du 20050117 pour les simulations 0, 3, 6, 9, 12, 15, 18 et 21Z.	141
3.10	Schématisation de la comparaison entre le bulletin opérationnel et les bulletins LEPS pour les prévisions de 6 heures locales sur le cas d'étude du 20050117. C, P, I et E indique respectivement les classes de prévision certaine, probable, improbable et exclue.	142
3.11	Schématisation de la comparaison entre le bulletin opérationnel et les bulletins LEPS pour les prévisions de 9 heures locales sur le cas d'étude du 20050117. C, P, I et E indique respectivement les classes de prévision certaine, probable, improbable et exclue.	143
A.1	Histogrammes des prévisions opérationnelles de 9 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 6Z (vert) et LEPS réseau 9Z (rouge).	151
A.2	Diagrammes de fiabilité des prévisions opérationnelles de 9 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 6Z (vert) et LEPS réseau 9Z (rouge).	152
A.3	Pseudo Relative Operating Characteristic Curve (ROC) des prévisions de 9 heures locales opérationnelles et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 6Z (vert) et LEPS réseau 9Z (rouge).	152
A.4	Score de Brier, fiabilité et résolution des prévisions opérationnelles de 6 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 3Z (vert) et LEPS réseau 6Z (rouge).	153

Liste des tableaux

- 2.1 Tableau récapitulatif des ensembles de 54 membres construits avec différents critères LVP et de la fréquence climatologique de chaque nouvel évènement LVP pour l'hiver 2004-2005. 121
- 3.1 Tableau des correspondances LEPS-classes de prévisions opérationnelles. 131
- 3.2 Tableau récapitulatif des décalages entre les prévisions opérationnelles et LEPS en fonction des réseaux pour une comparaison avec le bulletin de 6h. 132

Introduction

La gestion et la sécurité du trafic aérien sur les aéroports

En 2005, l'aéroport de Paris Charles De Gaulle (CDG) a été classé en 7^e position dans le top 15 des principaux aéroports internationaux. Il a accueilli 53.8 millions de passagers soit une augmentation de 2.2% entre 2000 et 2005. En première position de ce classement, on retrouve l'aéroport d'Atlanta avec 85.9 millions de passagers en 2005, pour une croissance 2.8% du transit de passagers entre 2000 et 2005. Pour le fret, l'aéroport CDG a connu une augmentation de 4.5%, ce qui le place au 6^e rang du classement des principaux aéroports internationaux (source : <http://www.aviation-civile.gouv.fr/html/publicat/oacdast.htm>, "observatoire de l'aviation civile 2005-2006. Tome 2 - Données statistiques"). Dans ce contexte d'accroissement et de densification du trafic aérien sur les principaux aéroports internationaux, la gestion et la sécurité des plates-formes aériennes sont des enjeux majeurs, en particulier en conditions de visibilité réduite. Pour l'aéroport international de Roissy CDG, les conditions de visibilité réduite sont atteintes lorsque la visibilité est inférieure à 600 mètres (présence de brouillard) ou lorsque le plafond nuageux est inférieur à 200 pieds (60 mètres). En situation de visibilité réduite, l'organisation de l'aéroport est fortement perturbée et son activité est réduite. Il convient alors de prendre des mesures appropriées pour réguler au mieux et sécuriser l'activité sur la plate-forme ; les Low visibility Procedure (LVP) sont mises en applications. Ces mesures LVP peuvent prendre différentes formes : augmentation des distances de sécurité entre les décollages/atterrissages des avions, replanification de vols (retard ou annulation), mise en alerte d'effectifs supplémentaires etc... . Toutes ces mesures ont bien entendu un coût humain et financier, que les autorités aéronautiques désirent minimiser en disposant de prévision fiable des conditions LVP (brouillard et stratus bas) pour l'aéroport de Roissy.

Entre le 20 et 24 décembre 2006, Heathrow (l'aéroport international de Londres classé en 3^e position dans le top 15 avec 69.7 millions de passagers en 2005) a été paralysé par un épisode de brouillard dense. Au cours de ces quatre jours, plus de 1000 vols ont été annulés et près de 800 000 passagers ont été affectés par la perturbation des transports aériens en cette période de

fête ou le trafic enregistre un pic d'activité. Cette expérience démontre clairement la vulnérabilité des infrastructures aéroportuaires face aux phénomènes de visibilité réduite. Une gestion efficace de ce type de crise nécessite une capacité de prévision de ces événements permettant de mettre en place des procédures spécifiques du type LVP à Roissy.



FIG. 1 – Le brouillard observé à l'atterrissage d'un avion de ligne à Heathrow le 22 décembre 2006.

Les deux principaux types de brouillards : radiatif et advection

Une distinction est communément faite entre brouillards et stratus. En fait, les stratus sont des brouillards qui ne touchent pas le sol. Ils sont constitués de fines gouttelettes d'eau, qui réduisent considérablement la visibilité. Dans le cas du brouillard au sol, la visibilité est réduite jusqu'à passer sous le seuil de 1 km. Dans le cas du stratus, il s'agit plus d'une couche de nuages, fine et uniforme, qui donne peu ou pas de précipitation. Les types de brouillards qui peuvent se former sont les suivants : radiation, advection, précipitation, évaporation et brouillard de pente. Les principaux processus responsables de la formation des brouillards sont le refroidissement radiatif et les advections. Ils ne suffisent pas à expliquer totalement leur évolution, car la dynamique des brouillards implique de multiples processus physiques (radiation, advections locales, turbulence, interactions sol-atmosphère...) sur des échelles de temps et d'espace très courtes. L'étude de Tardif et Rasmussen (2007) expose la climatologie des différents types de brouillards sur la Côte-Est des Etats-unis.



FIG. 2 – La formation du brouillard radiatif.

Les brouillards radiatifs

Le brouillard de radiation se forme généralement la nuit, dans les conditions de ciel clair, de vent faible et avec une couche d'air à la surface très humide. Ces conditions sont souvent rencontrées lors de situations anticycloniques en surface avec un faible gradient de pression. Le principal processus de formation de ce type de brouillard est le refroidissement radiatif de la surface la nuit par temps clair. Après le coucher du soleil, la surface se refroidit par émission de radiations infrarouges. Le refroidissement de l'air directement en contact avec le sol stratifie les basses couches de l'atmosphère et augmente la stabilité statique. L'air en se refroidissant finit par atteindre son point de condensation, permettant la formation des gouttelettes du brouillard (figure 2, références sur site internet ;

[http : //station05.qc.ca/Csrs/Girouette/Theorie_Vulga/Brouillards.html](http://station05.qc.ca/Csrs/Girouette/Theorie_Vulga/Brouillards.html)). Si la situation persiste, le brouillard deviendra plus dense et se développera verticalement. La perte radiative nette sera alors plus faible au sol qu'au sommet du brouillard. Pour dissiper ce type de brouillard, il est nécessaire que la turbulence s'intensifie. Ceci peut se produire lorsque grâce au réchauffement de la surface par le rayonnement solaire (production thermique de turbulence), ou par une augmentation du vent lié à un changement de situation synoptique (production dynamique de turbulence).

Les brouillards advectifs

Le principal processus de formation de ce type de brouillard est l'advection d'air chaud et humide sur des surfaces plus froides, au contact desquelles, l'air se refroidit et atteint son point de condensation, entraînant la formation des gouttelettes de brouillard (figure 3, références sur site internet ;

[http : //station05.qc.ca/Csrs/Girouette/Theorie_Vulga/Brouillards.html](http://station05.qc.ca/Csrs/Girouette/Theorie_Vulga/Brouillards.html)). Il se peut égale-



FIG. 3 – La formation du brouillard advectif.

ment que des stratus soient advectés et qu'ils rencontrent des surfaces d'eau froide (dont la température de surface est inférieure au point de condensation de l'air) ou une surface froide (sol enneigé), réduisant considérablement la turbulence et la convection. L'air non saturé se refroidit alors, permettant la condensation de vapeur d'eau, abaissant la base du stratus jusqu'à ce qu'il puisse éventuellement atteindre le sol et former un brouillard. De manière générale, pour qu'il y ait formation de brouillards advectifs, il faut une forte advection d'air chaud et humide sur une zone d'influence, constituée par une étendue d'eau ou une surface plus froide. Ce type de brouillard persiste tant que la situation synoptique qui soutient l'advection perdure.

Les nuages stratiformes

Tout comme pour les brouillards, les nuages stratiformes se développent dans des couches limites stables ou neutres, et la turbulence joue également un rôle important. Ils peuvent aussi se développer près des montagnes sous le vent, comme les brouillards. Sur le continent, ils sont courants en automne, un peu moins présents au printemps et très communs en été dans les zones côtières. Contrairement aux nuages convectifs, pour lesquels le mouvement vertical est important (de l'ordre de quelques m/s) par rapport aux mouvements horizontaux, le mouvement vertical moyen est faible (de l'ordre du cm/s) pour les nuages stratiformes par rapport aux déplacements horizontaux. Typiquement, pour les stratus, les mouvements horizontaux sont de 2 à 3 ordres de grandeurs plus forts que le mouvement vertical. Cependant, aussi faible qu'il soit dans une couche limite stable, le mouvement vertical est important dans la formation et l'évolution des nuages.

L'état de l'art sur la prévision des brouillards et des nuages bas

Les brouillards sont des phénomènes de couche limite très complexes. Tout d'abord, le cycle de vie des brouillards est piloté et modulé par l'interaction dans la couche limite de multiples processus physiques (Dunkerke, 1991 et Bergot et Guédalia 1994) ; les flux radiatifs de surface, le mélange vertical de chaleur et d'humidité créé par la turbulence (Zdunkowski et Nielsen, 1969 et Brown et Roach, 1976), les échanges surface-atmosphère gérés par les caractéristiques du sol et les advections horizontales (Roquelaure, 2004). De plus, la prévision des brouillards requiert une description précise des paramètres de couche limite tels que les profils verticaux de température, d'humidité, de vitesse et de direction du vent (Fitzjarrald et Lala, 1989). En considérant les situations les plus complexes, la topographie (proximité de relief ou fleuve et région côtière), la pollution (proximité de zones industrielles) et les aérosols (Rémy, 2006) sont également des paramètres qui influencent largement l'évolution des brouillards localement.

L'interaction de tous ces processus physiques sur de courtes échelles de temps et d'espaces rend la prévision des brouillards délicate pour les modèles numériques de prévision (3D) utilisés en opérationnel (voir prochaine section*). C'est pour cette raison que la prévision des brouillards et stratus bas est principalement réalisée à partir de méthodes statistiques locales/non-locales telles que les statistiques issues des modèles de prévisions (MOS-pour Model Output Statistics), les réseaux de neurones artificiels (ANN-Artificial Neural Network) et les arbres de décisions (decision Tree). Dans ces méthodes statistiques la variable à prévoir est appelée le prédicteur et les variables nécessaires à l'obtention de la prévision sont les prédicteurs.

L'idée sous-jacente derrière ces méthodes, repose sur la création d'un lien entre un groupe de prédicteurs (ex : température, point de rosée, humidité relative, pression moyenne au niveau de la mer ...) et un prédicteur (ex : visibilité ou plafond). Ce lien est construit par une méthode statistique grâce à un apprentissage sur un échantillon de données météorologiques locales qui permet d'extraire le comportement des brouillards et stratus bas pour le lieu désiré. La physique du phénomène à prévoir est transmise par les prédicteurs, par conséquent leur choix est crucial. L'inconvénient majeur de ces méthodes statistiques est la perte du lien physique entre les prédicteurs et le prédicteur car la méthode agit comme une "boîte noire" dont seules les entrées et la sortie sont physiquement interprétables. Le second inconvénient dans ces méthodes statistiques, c'est la nécessité de disposer de données d'observations conséquentes afin qu'elles puissent extraire un lien clair et fiable entre les prédicteurs et le prédicteur. Le troisième groupe d'activité de l'action européenne COST 722 sur les méthodes de prévision courte échéance des brouillards, de la visibilité et des nuages bas a traité ce sujet dans son rapport

final (COST 722-Short range forecasting methods of fog, visibility and low clouds, site internet <http://137.248.191.94/index.php?id=207>). L'utilisation de ces méthodes statistiques est confortée par le fait qu'elles ont une meilleure capacité de détection et donc de prévision des brouillards et des plafonds que les prévisions climatologiques ou les prévisions par persistance pour les moyennes et longues échéances de prévision.

Les statistiques issues des modèles de prévisions (MOS-Model Output Statistics)

La méthode statistique MOS a été développée en 1972 par Glahn et Lowry. Elle repose sur un traitement statistique a posteriori (post-processing) des sorties des modèles numériques de prévision du temps, des observations et de la climatologie. Toutes ces données sont utilisées comme prédicteurs. Une régression linéaire multiple est appliquée à ces prédicteurs afin de prévoir la visibilité et les plafonds (Koziara et al, 1983).

Le point fort de cette méthode est qu'elle fournit une prévision spatiale des brouillards et plafonds car elle s'appuie sur les prévisions 3D des modèles numériques. Le principal point faible de cette méthode est la perte du sens physique car la méthode agit comme une "boîte noire". Un second point faible concerne la résolution des modèles utilisés dans les MOS, elle est trop grossière pour résoudre les brouillards peu épais et très localisé. Il faut également pouvoir bénéficier de suffisamment d'observations pour obtenir une bonne qualité de prévision, en particulier pour la courte échéance.

Les réseaux de neurones artificiels (ANN-Artificiel Neural Network)

L'application des techniques statistiques de réseaux de neurones artificiels au problème de la prévision de la visibilité et des plafonds est récente. Les ANN sont des méthodes de prévision locale, le choix des prédicteurs dépend de localité et la création des "neurones" connectant les prédicteurs et le prédicteur dépend de la disponibilité des observations locales. Depuis le début des années 2000, des ANN sont testés pour la prévision de la visibilité et des plafonds sur les aéroports. Fabbian et al. (2007) l'ont testé pour l'aéroport international de Canberra, Australie et Bremnes et Michaelides (2007) pour l'aéroport international de Larnaka, Chypres. Ces auteurs montrent que les ANN aident pour la prévision des faibles visibilités et des plafonds sur les aéroports considérés car elles sont plus performantes que les prévisions par persistance pour les moyennes et longues échéances. Comme pour les MOS, les ANN agissent comme des

"boîtes noires" complètement opaques et la physique entre les prédicteurs et le prédicteur est inaccessible. Au terme du processus, la seule information fournie est la prévision déterministe ou probabiliste du prédicteur.

Les arbres de décisions

Les arbres de décisions décrivent le processus de décision en produisant une séquence de lois menant à la prévision du prédicteur. Contrairement aux MOS et ANN, les lois décrites par les arbres de décisions sont interprétables physiquement. Les prédicteurs sont reliés au prédicteur par un lien physique compréhensible qui révèle la physique des phénomènes météorologiques. Cependant ces lois sont sommaires et ne constituent pas une représentation exhaustive de la physique du phénomène. Un arbre de décision est une représentation graphique des alternatives et des chemins liant les prédicteurs au prédicteur. Tag et Peak (1995) ont utilisé cette méthode pour prévoir les brouillards marins sur la côte californienne des Etats-Unis. Ils ont montré le potentiel d'un arbre de décision en spécifiant des arbres de décisions capables de fournir des prévisions de qualité supérieure aux prévisions par persistance pour les moyennes et longues échéances. Cependant, ce type de prévision est très sensible aux types d'observations utilisées pour déduire les lois de décision.

La modélisation numérique 3D pour la prévision des brouillards et stratus bas : un microscope pour la bactérie et un télescope pour Mars !

Les prévisions du temps sont effectuées avec des modèles numériques tridimensionnels conçus pour représenter l'évolution de l'atmosphère terrestre. Comme le souligne le titre de la section*, "un microscope pour la bactérie et un télescope pour Mars", la performance de tout système d'observation, d'analyse ou de prévision est intimement liée aux échelles de temps et d'espace du phénomène observé. Si bien que les résolutions temporelle et spatiale du modèle numérique de prévision du temps doivent correspondre à celles du phénomène à étudier. L'outil d'analyse doit donc être adapté au besoin :

- un climatologue, intéressé par le changement climatique à l'échelle planétaire pour les décennies à venir, utilisera un modèle de prévision global.
- un prévisionniste, intéressé par l'évolution du temps à l'échelle nationale pour la semaine

à venir, se servira d'un modèle de prévision régional (ou mésoéchelle).

- un chercheur, intéressé par la turbulence de fine échelle, aura recours à un modèle LES (Large Eddy Simulation). Il s'agit d'un modèle de mésoéchelle à très haute résolution, capable de résoudre explicitement le phénomène à étudier afin de réduire au maximum les approximations faites aux échelles inférieures, sous-maille.

Plus le phénomène étudié est petit, plus la résolution du modèle doit être élevée et plus les calculs numériques sont lourds et coûteux. Il est actuellement impensable d'utiliser des LES pour des applications opérationnelles, ils ne sont utilisés qu'en recherche en raison des coûts élevés en CPU (Central Process Unit).

Les brouillards sont des phénomènes locaux qui nécessitent une initialisation fine de leurs épaisseurs afin de prévoir correctement l'heure de leur dissipation. Les stratus bas sont eux plus étendus spatialement. Une initialisation fine de la base et de l'épaisseur du stratus est tout aussi nécessaire pour une prévision fiable de la hauteur du plafond nuageux. Les modèles de mésoéchelle peuvent paraître adaptés à la prévision des brouillards et plafonds bas. Cependant, les contraintes opérationnelles et la puissance des calculateurs numériques imposent des résolutions verticale et horizontale trop lâches pour correctement décrire l'évolution des couches de brouillards et de nuages bas. Aladin, le modèle de prévision à aire limitée opérationnelle à Météo-France, a une résolution horizontale de 10 km et les 5 premiers niveaux verticaux sont respectivement à 17, 64, 138, 237 et 360 mètres. Même si le réseau d'observations était en mesure de fournir des observations de densités horizontale et verticale suffisantes pour l'initialisation des brouillards et stratus bas, les résolutions des modèles régionaux ne permettraient pas une initialisation des nuages de couche limite suffisamment fine et adaptée à la prévision des faibles visibilités et des bas plafonds.

Il existe pourtant une alternative, la modélisation à l'échelle locale à partir d'un modèle numérique unidimensionnel (1D) permettant une initialisation fine des nuages bas.

La prévision 1D : La chaîne COBEL-ISBA opérationnelle à Roissy pour la prévision des Low Visibility Procedure (LVP)

Dans la communauté météorologique, la modélisation numérique unidimensionnelle est traditionnellement cantonnée aux tâches de recherche et de développement. Elle est entre autres, utilisée pour tester et valider les différents schémas de physique et microphysique des modèles numériques. L'outil 1D est pratique car il est souple (peut facilement tourner avec différentes

physiques), accessible (code allégé par rapport au code 3D) et portable (le code peut facilement tourner sur un PC). De plus, l'initialisation des nuages de couche limite est possible dans une approche locale (1D) où l'influence mésoéchelle est fournie par des forçages provenant d'un modèle régional (figure 4).

Le modèle COBEL (Code de Brouillard à l'Échelle Locale ; Bergot, 2005) couplé à une version multi-couches du schéma de surface ISBA (Interaction between Soil, Biosphere and Atmosphere ; Boone et al., 2000) est utilisé pour cette étude. Le modèle COBEL possède 30 niveaux entre la surface et 1.5 km. La grille verticale est logarithmique de sorte que les 200 premiers mètres sont représentés par 20 niveaux verticaux et le maximum d'espacement entre 2 niveaux est de 36 mètres sous cette hauteur de 200 mètres. Les forces de ce modèle sont les suivantes :

- la résolution verticale est adaptée pour la description des 3 phases du cycle de vie des brouillards : formation, maturation et dissipation (20 premiers niveaux : 0.5, 1.65, 3.05, 4.74, 6.78, 9.25, 12.24, 15.85, 20.22, 25.51, 31.90, 39.63, 48.98, 60.29, 73.97, 90.51, 110.52, 134.71, 163.97 et 199.36 mètres). Tardif (2007) a montré l'importance de la résolution verticale pour la prévision du brouillard.
- sur une maille, l'hypothèse d'homogénéité de la surface peut être faite.
- les processus physiques de couche limite peuvent être plus détaillés en modélisation 1D qu'en 3D. COBEL a été construit à l'origine pour décrire l'évolution de la couche limite nocturne. L'approche locale permet l'utilisation de schéma de radiation de très haute résolution tel que le modèle de Vehil et al (1989) qui traite les radiations infrarouges avec un spectre de 232 longueurs d'ondes entre 4 et 100 micromètres. Il permet le calcul de la divergence nette des flux radiatifs à chaque niveau de la grille de COBEL, en considérant l'émission et l'absorption par l'eau liquide, la vapeur d'eau, le dioxyde de carbone et la surface terrestre.

La radiation visible nette est calculée à chaque niveau du modèle, et utilise la paramétrisation de Fouquart et Bonnel (1980).

- l'initialisation des couches de brouillard ou de stratus en local peut être effectuée en se basant sur des observations spécifiques sur le site de l'aéroport de Roissy Charles De Gaulle (Bergot et al., 2005).

Cet ensemble de caractéristiques fait du modèle 1D, un outil adapté à la prévision des LVP (visibilité < 600m et plafond < 200 pieds) sur l'aéroport Charles De Gaulle. C'est pour cette raison qu'en 2005, une chaîne locale de prévision opérationnelle des LVP a été implémentée sur l'aéroport de Roissy afin d'effectuer des prévisions de 12 heures du cycle de vie des brouillards et nuages bas. La prévision de très courte échéance est visée car l'objectif est de prévoir l'occur-

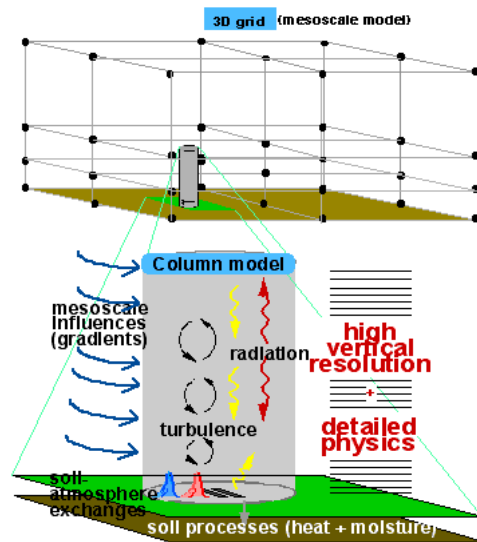


FIG. 4 – La stratégie de couplage entre un modèle local (1D) et un modèle de mésoéchelle (3D).

rence des LVP sur la courte échéance pour mieux planifier les vols et la gestion de l’aéroport sur les 12 heures à venir. Les prévisions sont alors validées sur des intervalles de 30 minutes. Le modèle COBEL-ISBA est utilisé avec une assimilation variationnelle locale (1D-var) tri-horaire d’observations provenant de l’aéroport. Les influences de mésoéchelle (advections horizontales, couverture nuageuse, vent géostrophique) sont prescrites grâce au modèle numérique Aladin. Cette approche locale, bénéficiant d’une assimilation spécifique, a fait ses preuves pour la prévision des LVP (Bergot, 2005 et 2007). Toutefois, lorsqu’il s’agit de prévoir l’occurrence d’évènements rares tel que les LVP, la capacité de détection ou prévisibilité des prévisions déterministes est plus faible. Les prévisions probabilistes apportent un indice de confiance sur la prévision déterministe. Elles permettent aussi de repousser les limites de la prévisibilité des approches déterministes en estimant les risques d’occurrence qu’ils soient forts (prévision avec une probabilité forte) ou faibles (prévision avec une probabilité faible).

Objectif de la thèse : la prévision probabiliste locale (prévisibilité des LVP)

La prévision déterministe estime l’état futur des conditions de visibilité sur l’aéroport. Elle est affectée par les incertitudes sur les conditions initiales et les forçages de mésoéchelle, ainsi que par les erreurs modèles (approximations faites au niveau de la physique du modèle). Les conditions initiales contiennent entre autres, les erreurs d’observations et l’impact des erreurs modèles sur l’ébauche (guess) utilisée lors de l’assimilation variationnelle.

Les forçages sont contaminés par les erreurs sur les champs du modèle Aladin.

Les erreurs modèles sont induites par les hypothèses simplificatrices faites sur la dynamique et les approximations faites au niveau de la description des processus physiques des modèles COBEL et ISBA.

Par conséquent, l'analyse est entachée d'erreurs qui croissent au cours de l'intégration numérique. Le modèle finit par perdre toute sa capacité de prévision à partir d'une certaine échéance de prévision, si bien que passée une certaine limite dans le temps, la prévisibilité des LVP devient nulle.

Les brouillards sont des phénomènes rares, selon les observations faites à Roissy durant l'hiver 2004-2005, la fréquence climatologique des LVP est d'environ 6%. La rareté du phénomène et les incertitudes inhérentes à la prévision numérique, plaident pour une approche probabiliste de la prévision des LVP, qui permettra de fournir l'incertitude sur la prévision, ainsi que l'estimation du risque de LVP. La prévision d'ensemble est une méthode pratique qui permet d'évaluer la prévisibilité d'un phénomène, en estimant sa fonction de densité de probabilité. Les systèmes de prévision d'ensemble (EPS ; Ensemble Prediction System) basés sur les modèles 3D sont couramment utilisés en opérationnel pour la prévision des événements rares tels que la température de surface (Stensrud et al, 2003 et Wilson et al., 2007), les précipitations intenses (Hamill et Colucci, 1998 et Sloughter, Raftery et Gneiting, 2006), les crues (Rousset, 2007)... .

L'objectif de cette thèse est d'étudier la prévisibilité des conditions LVP sur l'aéroport de Paris Charles De Gaulle, en construisant un système de prévision d'ensemble local (Local-EPS) basé sur la chaîne de prévision LVP COBEL-ISBA sur l'aéroport CDG. C'est la première fois qu'un système de prévision d'ensemble local est construit, son application dans le contexte aéronautique cible la prévision à courte et très courte échéance des faibles visibilités et des plafonds bas. Contrairement aux prévisions issues des méthodes statistiques ; MOS-Model Output Statistics, ANN-Artificiel Neural Network et les arbres de décisions (decision Tree) qui se comportent comme des "boîtes noires" et qui ciblent les prévisions de moyennes et longues échéances, L-EPS permet de comprendre l'évolution physique des brouillards et nuages bas par une analyse des résultats des simulations effectuées pour chaque membre de l'ensemble local pour les échéances de prévision comprises entre 0 et 12 heures.

Cette thèse est composée de trois chapitres, dont les deux premiers sont construits autour d'articles soumis et publiés au cours de la thèse. Le premier chapitre présente les méthodes

d'évaluation des incertitudes sur les paramètres d'entrée de COBEL-ISBA et la sensibilité des prévisions LVP aux incertitudes sur les différents paramètres d'entrée du modèle (Roquelaure et Bergot, 2007). Le second chapitre traite de la construction, la calibration et la validation du système de prévision d'ensemble local (Roquelaure et Bergot, 2007). Le troisième chapitre compare la prévision d'ensemble locale aux prévisions opérationnelles effectuées pour l'aéroport de Roissy lors de l'hiver 2004-2005. Enfin, la conclusion résume les principaux résultats de l'étude et propose quelques perspectives d'évolution du système.

Chapitre 1

Sensibilité des prévisions LVP (Low Visibility Procedure) aux incertitudes sur les paramètres d'entrée de COBEL-ISBA

Les principales sources d'incertitudes en modélisation numérique sont réparties en trois classes, les erreurs sur les conditions initiales (analyse), les erreurs sur les conditions aux limites (forçages) et les erreurs modèles (paramétrisation, résolution du modèle, calculs numériques...). Avant de me lancer dans la construction du système local de prévision probabiliste des brouillards et stratus bas, il faut au préalable que je détermine les sources d'incertitude du système COBEL-ISBA et que j'évalue leurs distributions d'erreur. C'est l'objet de ce premier chapitre.

Dans cette étude, les simulations LVP sont effectuées jusqu'à 12 heures d'échéance. Généralement, sur ces courtes échéances les intégrations de diverses versions du modèle numérique (différentes physiques), initialisées avec les mêmes conditions initiales et forçages, divergent peu ce qui permet de partir avec une hypothèse de "modèle parfait" (il n'y a pas d'erreurs modèles). Seules les incertitudes sur les conditions initiales (IC) et les forçages de mésoéchelle (MF) sont considérées.

Dans un premier temps, j'introduis le modèle 1D COBEL-ISBA sur lequel repose cette étude. Dans un deuxième temps, je présente les méthodologies utilisées pour quantifier les incertitudes sur les paramètres d'entrée de COBEL-ISBA. Et finalement dans un troisième temps, j'expose les résultats d'une étude de sensibilité des prévisions LVP à ces incertitudes sur l'hiver 2002-2003 ; l'objectif étant de mesurer sur un cycle hivernal, l'impact de l'incertitude de chaque paramètre sur les prévisions LVP (résultats dans l'article : Roquelaure S. and T. Bergot (2007), Seasonal sensitivity on COBEL-ISBA local forecast system for fog and low clouds, Journal of Pure and Applied Geophysics, number 164, pages 1283-1301).

1.1 Le modèle de couche limite unidimensionnel COBEL-ISBA

1.1.1 Le modèle COBEL-ISBA

Le modèle COBEL (Code de Brouillard à l'Échelle Locale) a été développé au Laboratoire d'aérodynamique de l'Université Paul Sabatier, Toulouse, France (Estournel, 1988). Comme à l'origine, il a été conçu pour décrire localement les processus de couche limite nocturne stable, il possède une paramétrisation du mélange turbulent adaptée pour les stratifications très stables, un schéma de radiations infrarouges de haute résolution spectrale (232 bandes spectrales), une paramétrisation implicite des processus microphysiques (condensation/évaporation, sédimentation gravitationnelle des gouttelettes, précipitation) et un couplage avec un module de surface ISBA (Interaction between Soil, Biosphere and Atmosphere) pour les échanges de chaleur surface-atmosphère et pour les processus de gelée et de rosée.

Le modèle de surface ISBA a été développé au CNRM-Centre National de Recherche Météorologique (Noilhan et Planton, 1989) pour caractériser les échanges sol-végétation-atmosphère. Cependant, c'est la version multi-couches d'ISBA qui est couplée à COBEL (Boone et al., 2000). ISBA calcule le bilan de l'énergie dans le sol afin de transmettre des flux de chaleurs sensible et latente au module atmosphérique COBEL.

Le modèle COBEL-ISBA intègre également des forçages de mésoéchelle provenant d'un modèle de prévision de mésoéchelle afin d'inclure l'influence de l'échelle régionale sur l'échelle de prévision locale en tenant compte des advections horizontales de température et d'humidité, du vent géostrophique et de la couverture nuageuse.

Ce modèle couplé COBEL-ISBA a été utilisé pour la prévision de brouillards radiatifs par Bergot et Guédalia (1991). Les caractéristiques du modèle originel (exemple : paramétrisation du mélange turbulent adaptée pour les stratifications très stables, un schéma de radiations infrarouges de haute résolution spectrale) ont permis au modèle de faire ses preuves pour la prévision des brouillards radiatifs. Ce type de brouillard est piloté par le refroidissement radiatif local de la surface. Par contre, les cas de brouillards advectifs nécessitent le couplage de COBEL-ISBA avec un modèle de prévision de mésoéchelle (tel qu'Aladin le modèle de prévision opérationnelle de Météo-France) afin d'inclure l'influence des advections. Des champs de forçages de mésoéchelle de qualité sont nécessaires afin d'améliorer la prévision déterministe des brouillards et stratus bas lorsque les processus advectifs influencent l'évolution de la couche limite. Bergot et al. (2005) ont montré que l'intégration des advections horizontales de température et d'humidité provenant d'Aladin dégradait la performance de COBEL-ISBA pour la prévision déterministe des LVP sur l'aéroport de Roissy. Il est donc important de quan-

tifier correctement les incertitudes sur les forçages de COBEL dans l'optique d'une production de prévisions ensemblistes.

1.1.2 La chaîne locale de prévision opérationnelle à Roissy Charles de Gaulle

Depuis 2004, cette approche locale de prévision numérique des conditions de visibilité réduite (LVP) est opérationnelle sur l'aéroport de Roissy Charles de Gaulle. La chaîne locale de prévision produit des prévisions de COBEL-ISBA de 12 heures d'échéance des conditions LVP. Elle comporte un système d'assimilation variationnelle tri-horaire d'observations de type 1D-var (Bergot et al., 2005). Le schéma 1.1 présente les différents éléments de cette chaîne de prévision.

a. L'assimilation 1D-Var dans COBEL-ISBA

Les profils des conditions initiales atmosphériques de température et d'humidité sont produits par un schéma d'assimilation variationnelle local. Le processus d'assimilation variationnelle tire profit de toute l'information disponible de manière à estimer le plus précisément possible l'état de l'atmosphère (Le Dimet et Talagrand, 1986).

Le système d'assimilation bénéficie d'observations spécifiques effectuées sur l'aéroport telles que les flux radiatifs de courtes et longues longueurs d'ondes (montant et descendant à la surface et à 45 m), la température et l'humidité jusqu'à une hauteur de 30m (mât avec les niveaux de mesures à 1, 2, 5, 10 et 30 mètres) dans la couche limite et de température et de contenu en eau dans le sol jusqu'à une profondeur de 50 cm. Il prend également en compte une ébauche COBEL (guess) et des données issues de prévisions du modèle à aire limitée de Météo-France, Aladin (références sur le site internet <http://www.cnrm.meteo.fr/aladin/>).

L'estimation ou analyse (x^a) de l'état réel de l'atmosphère (x^t) est alors obtenue en minimisant une fonction coût ($J(x)$), où x est le vecteur d'état de l'atmosphère. Cette fonction coût mesure un double degré de correspondance, d'une part entre l'état estimé ($x = x^a$) de l'atmosphère et les observations ($J^o(x)$) et d'autre part entre l'état estimé et l'information a-priori fournie par l'ébauche ($J^b(x)$).

$$J(x) = \underbrace{\frac{1}{2}(x^b - x)^T \mathbf{B}^{-1}(x^b - x)}_{J^b(x)} + \underbrace{\frac{1}{2}(y^o - Hx)^T \mathbf{R}^{-1}(y^o - Hx)}_{J^o(x)} \quad (1.1)$$

La meilleure estimation de l'état de l'atmosphère (\mathbf{x}^a , non biaisé [$E(\mathbf{x}^a - \mathbf{x}^t) = 0$]), c'est celle qui minimise la fonction coût (1.1). Dans cette équation, \mathbf{R} est la matrice de covariance des erreurs d'observations \mathbf{y}^o , \mathbf{B} est la matrice de covariance des erreurs de prévision et \mathbf{H} est l'opérateur qui permet de passer de l'espace du modèle à celui des observations. La solution à ce problème est donnée analytiquement par :

$$\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^b + \mathbf{K}(\mathbf{y}^o - \mathbf{H}\mathbf{x}^b) \quad \text{Avec} \quad \mathbf{K} = (\mathbf{B}^{-1} + \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{R} \quad (1.2)$$

\mathbf{K} étant la matrice de gain.

b. L'assimilation des brouillards

Pour simuler adéquatement le cycle de vie des brouillards (formation, maturation et dissipation), il est important de correctement décrire les paramètres dans la couche limite nuageuse. Par conséquent, une procédure d'initialisation des brouillards est ajoutée dans le schéma 1D-Var, lorsque ces derniers sont détectés sur le site de l'aéroport. L'initialisation des brouillards est primordiale car leur évolution et la prévision de l'heure de leur dissipation dépendent de l'épaisseur de la couche nuageuse et de ses caractéristiques.

La procédure d'initialisation suit l'hypothèse que les brouillards sont des couches nuageuses bien mélangées et saturées (Stull, 1988). On considère que le contenu en eau total est constant dans la couche de brouillard (liquide + vapeur) et que le profil de température suit l'adiabatique saturée. Au-dessus de la couche de brouillard, les profils issus de l'assimilation 1D-Var restent inchangés. L'épaisseur verticale du brouillard est estimée par une méthode itérative, qui minimise la différence entre les flux radiatifs simulés par COBEL et flux radiatifs observés sur l'aéroport (Carrer, 2003).

c. L'assimilation des nuages bas

Les nuages bas sont initialisés lorsqu'ils sont détectés par le télémètre, qui définit la base des nuages. Les analyses produites par le 1D-Var sont alors modifiées afin d'initialiser la couche de nuage (Carrer, 2003).

Sous le nuage, la couche atmosphérique est quasiment homogène grâce à l'apport d'énergie infra-rouge qui alimente le mélange turbulent. Le profil de température suit alors l'adiabatique sèche à partir de la température de surface. L'humidité est interpolée de la surface à la base du nuage où l'humidité est $q_{sat}(T_{basenuage})$.

Dans le nuage, la température suit l'adiabatique saturée, l'humidité est saturée et le contenu en eau est assumé constant ($q_{total} = q_l + q$, liquide + vapeur).

Au-dessus du nuage, les profils issus du 1D-Var sont inchangés. L'épaisseur du stratus est évaluée à partir d'une méthode itérative similaire à celle utilisée pour la détermination de l'épaisseur des brouillards.

d. L'assimilation des variables dans le sol

Lorsque les observations de température et d'humidité du sol sont disponibles, elles sont interpolées et utilisées pour initialiser le modèle ISBA. Ces profils sont primordiaux pour le calcul du bilan d'énergie à la surface et les échanges chaleur et d'humidité entre l'atmosphère et le sol.

Lorsque les observations ne sont pas disponibles, ISBA est initialisé avec des profils de température et d'humidité provenant d'une simulation "off-line" d'ISBA. Dans cette configuration, ISBA est forcé avec les observations atmosphériques (température et humidité à 2 mètres, vent à 10 mètres, flux radiatifs de surface et les précipitations au sol) afin de reconstituer des analyses cohérentes pour le sol (Carrer, 2003).

d. L'intégration des forçages de mésoéchelle dans les simulations de COBEL

Les forçages de mésoéchelle (advections horizontales de température et d'humidité, vent géostrophique et couvert nuageux) sont fournis par les simulations tri-horaires du modèle à aire limitée Aladin ; le modèle de prévision numérique du temps opérationnel à Météo-France. Les forçages sont interpolés linéairement à chaque pas temps du modèle COBEL pour être inclus dans les simulations de COBEL.

Les advections horizontales de température et d'humidité sont calculées sur une région de $30 \times 30 \text{ km}^2$ englobant l'aéroport de Roissy (3x3 points de grille), afin d'obtenir une bonne cohérence spatiale des champs advectifs et filtrer les variations sur les profils advectifs entre 2 points de grille voisins.

Le vent géostrophique est par définition un champ de grande échelle. Je fais donc le choix de le considérer comme un forçage synoptique et non local, si bien que les valeurs de vent géostrophique assimilées au point de grille de COBEL sur les 30 niveaux verticaux sont calculées à partir d'une région de $50 \times 50 \text{ km}^2$ englobant l'aéroport de Roissy (5x5 points de grille).

La nébulosité haute (au-dessus du dernier niveau vertical de la grille de COBEL) est extraite d'Aladin au point de grille correspondant au site de l'aéroport. Le flux de radiations longues

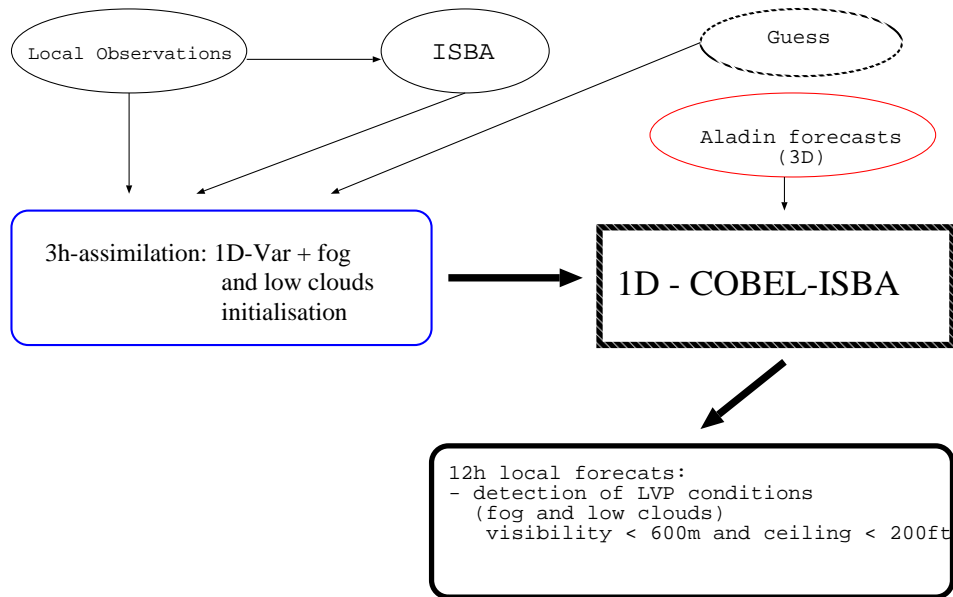


FIG. 1.1 – La chaîne de prévision locale des LVP opérationnelle à Roissy Charles de Gaulle.

et le coefficient d'atténuation des radiations courtes sont alors calculés à partir de la nébulosité Aladin pour être transmis à COBEL en forçage.

1.2 Évaluation des incertitudes sur les paramètres d'entrée de COBEL-ISBA

Deux types de paramètres sont fournis à COBEL-ISBA, les forçages de mésoéchelle (module rouge sur le schéma 1.1) et les conditions initiales nécessaires à la détermination des analyses atmosphériques et dans le sol (modules noirs entrant dans l'assimilation sur le schéma 1.1). Pour cette étude, je choisis de rester proche de la physique des paramètres que je considère en évaluant de manière "empirique" l'incertitude sur chaque paramètre fourni au modèle COBEL-ISBA : les forçages prescrits au modèle au cours de l'intégration et les conditions initiales (analyses) issues de l'assimilation variationnelle locale.

1.2.1 Méthodologie de calcul de l'incertitude sur les forçages de mésoéchelle (MF)

Les forçages de mésoéchelle sont fournis par le modèle numérique de mésoéchelle Aladin. Les advections horizontales de température et d'humidité, le vent géostrophique et la couverture nuageuse sont les trois champs de forçages tirés d'Aladin-France. La résolution horizontale d'Aladin est de 10 km. La variabilité spatiale (entre 2 points de grille voisins) sur les champs, provoquée par les erreurs modèles et les erreurs sur les conditions initiales et latérales, peut représenter l'incertitude sur les MF. Par conséquent, l'hypothèse qui permet le calcul de l'in-

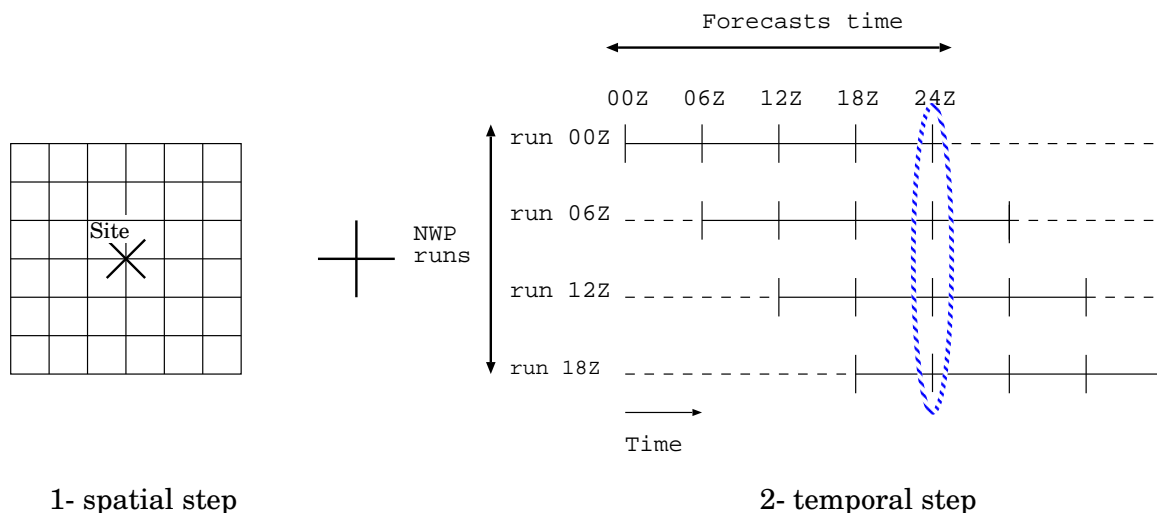


FIG. 1.2 – Schéma représentant les deux étapes de la méthode spatio-temporelle de calcul des incertitudes sur les forçages de mésoéchelle Aladin.

certitude pour les MF, est que l'incertitude est corrélée à la variabilité spatiale et temporelle du modèle Aladin. La variabilité spatiale des advections est obtenue en considérant la moyenne et l'écart type du champs sur une zone de $30 \times 30 \text{ km}^2$ englobant l'aéroport de Roissy (3x3 points de grille). Leur variabilité temporelle est tirée de la comparaison de simulations Aladin (0, 6, 12 et 18 UTC) pour les mêmes temps de vérification. En moyennant sur les 4 réseaux temporels, les résultats de la spatialisation (moyenne et écart type spatial) on obtient la distribution spatio-temporelle de l'incertitude sur les MF. La même méthodologie est utilisée pour le vent géostrophique mais sur une zone de $50 \times 50 \text{ km}^2$ englobant l'aéroport de Roissy (5x5 points de grille).

1.2.2 Méthodologie de calcul de l'incertitude sur les conditions initiales (IC)

Les IC doivent être spécifiées dans COBEL-ISBA pour le sol et l'atmosphère. Les observations de température et de contenu en eau dans le sol sont disponibles jusqu'à 50 cm de profondeur et les observations de température et d'humidité jusqu'à 30 m de hauteur dans la couche limite. Les incertitudes sur les profils du sol sont directement déduites des erreurs d'observations. L'analyse des profils atmosphériques de COBEL-ISBA dépend des observations du mât, d'une ébauche COBEL et d'un profil Aladin. Lors de l'assimilation variationnelle unidimensionnelle, l'influence des observations supplantent les autres sources d'information dans la couche limite de surface. Par contre au-delà de 30 m, les informations fournies par Aladin et l'ébauche dominent puisque nous ne disposons plus d'observations. Par conséquent, l'incertitude est déduite des erreurs d'observations dans la couche limite de surface (où les observations du mât sont disponibles) et au-dessus, l'incertitude est basée sur la variabilité

spatio-temporelle des champs Aladin.

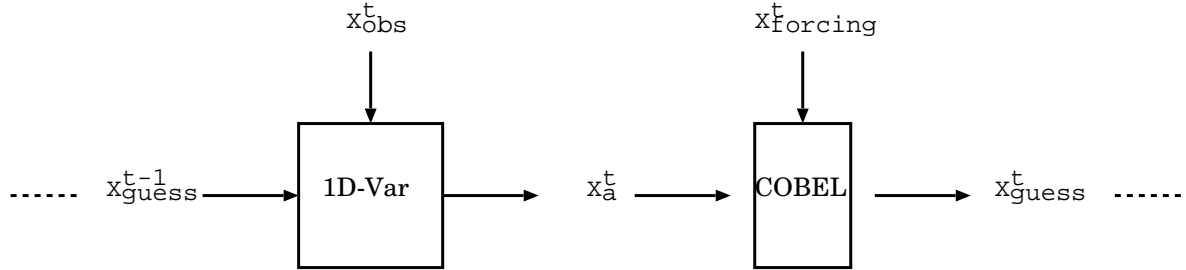
1.3 Stratégie d'évaluation de la sensibilité des prévisions LVP

L'étude de sensibilité est basée sur des cycles de simulations sur l'hiver 2002-2003. Le cycle de référence est composé 8 simulations de 12 heures d'échéance par jour pendant 5 mois (environ 1200 simulations entre décembre et avril) avec une fréquence d'assimilation tri-horaire. Les simulations sont effectuées en continu sur l'hiver pour chaque cycle de simulation perturbée. La comparaison entre le cycle de référence (sans perturbation), le cycle "+" (cycle perturbé en ajoutant une incertitude sur le paramètre étudié) et le cycle "-" (cycle perturbé en soustrayant une incertitude sur le paramètre étudié), permet d'analyser l'impact de l'incertitude du paramètre sur la prévision des LVP. Chaque cycle possède sa propre chaîne d'assimilation si bien que la perturbation agit via l'ébauche sur le système d'assimilation et influence également l'analyse. Toutefois toutes les autres composantes du système d'assimilation 1D-var sont identiques d'un cycle à l'autre (observations, données Aladin).

Les statistiques sur les LVP, telles que les taux de détection (HR : Hite Rate) et de fausses alarmes (FAR : False Alarm Ratio), sont calculées afin d'évaluer la dispersion entre les cycles "+" et "-". L'amplitude de la dispersion permet de quantifier l'impact de l'incertitude de chaque paramètre sur les prévisions et de comparer les différents impacts entre eux afin de déterminer les paramètres les plus sensibles. L'impact des incertitudes des conditions initiales (CI) et des forçages de mésoéchelle sur les prévisions est étudié et exposé dans l'article *Seasonal sensitivity on COBEL-ISBA local forecast system for fog and low clouds* (section suivante).

Il faut également considérer l'impact des incertitudes via le processus d'assimilation variationnelle. L'ébauche utilisée dans l'assimilation est modifiée par la perturbation sur le paramètre. Par conséquent, les paramètres thermodynamiques des ébauches ou des analyses de COBEL sont indirectement affectés par les perturbations. L'étude des bilans de chaleur et d'humidité dans les ébauches ou les analyses, au cours des différents cycles, permet de chiffrer l'impact indirect des incertitudes via le processus d'assimilation (figure 1.3).

a) 1D-Var without perturbations



x_{obs}^t : the observations used at time t in the 1D-Var

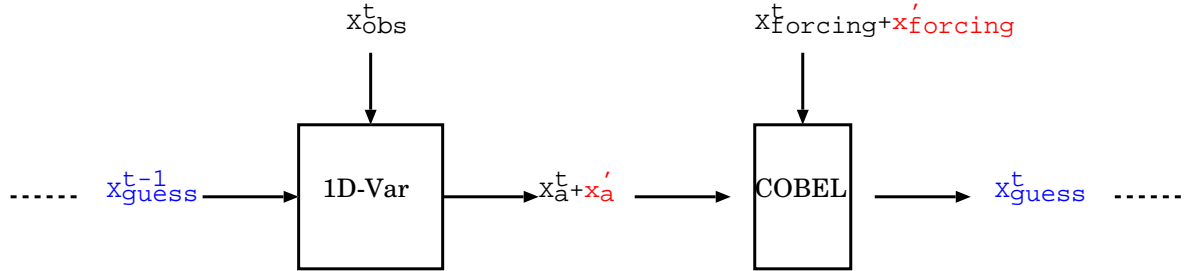
x_{guess}^{t-1} : the guess produced at time $t-1$ and used in the 1D-Var at time t

x_{guess}^t : the guess produced at time t by the 3-hour run

$x_{forcing}^t$: the mesoscale forcings used in the run at time t

x_a^t : the analysis produced by the 1D-Var at time t

b) 1D-Var with perturbations on either initial conditions or mesoscale forcings



The guess (x_{guess}^{t-1} or x_{guess}^t) is influenced by the perturbation on either the initial conditions (x'_a) or the mesoscale forcings ($x'_{forcing}$) through the 1D-var process.

Observations act like a constraint on the guess at each run.

FIG. 1.3 – L'influence de la perturbation sur l'assimilation variationnelle locale, la séquence sans perturbation (a) et la séquence avec l'impact d'une perturbation sur les conditions initiales ou les forçages de mésoéchelle (b).

1.4 L'article : Seasonal sensitivity on COBEL-ISBA local forecast system for fog and low clouds

Les auteurs sont Stevie ROQUELAURE et Thierry BERGOT.

L'article a été publié en 2007, dans un numéro spécial du Journal of Pure and Applied Geophysics (numéro 164, pages 1283-1301), dédié aux brouillards et nuages bas.

Seasonal Sensitivity on COBEL-ISBA Local Forecast System for Fog and Low Clouds

STEVIE ROQUELAURE and THIERRY BERGOT

Abstract—Skillful low visibility forecasts are essential for air-traffic managers to effectively regulate traffic and to optimize air-traffic control at international airports. For this purpose, the COBEL-ISBA local numerical forecast system has been implemented at Paris CDG international airport. This local approach is robust owing to the assimilation of detailed local observations. However, even with dedicated observations and initialization, uncertainties remain in both initial conditions and mesoscale forcings. The goal of the research presented here is to address the sensitivity of COBEL-ISBA forecast to initial conditions and mesoscale forcings during the winter season 2002–2003. The main sources of uncertainty of COBEL-ISBA input parameters have been estimated and the evaluation of parameter uncertainty on the forecasts has been studied. A budget strategy is applied during the winter season to quantify COBEL-ISBA sensitivity. This study is the first step toward building a local ensemble prediction system based on COBEL-ISBA. The conclusions of this work point out the potential for COBEL-ISBA ensemble forecasting and quantify sources of uncertainty that lead to dispersion.

Key words: Local numerical forecast system, fog and low clouds, seasonal sensitivity, initial conditions and mesoscale forcings uncertainties, forecast dispersion, local ensemble prediction system.

1. Introduction

Accurate prediction of fog and low clouds is one of the main issues related to improving air-traffic management and safety. At Paris Charles de Gaulle (CdG) international airport, adverse ceiling and visibility conditions (visibility under 600 m and ceiling below 60 m) lead to the application of Low Visibility Procedures (LVP). Under these conditions, the airport take-off/landing efficiency is reduced by a factor of 2, causing aircraft delays. In this context, accurate short-term forecasts of LVP conditions are considered to be a priority by airport authorities.

Unfortunately, current operational Numerical Weather Prediction (NWP) models are not able to provide detailed information due to their lack of both vertical and horizontal resolutions with respect to the typical length scale of fog. However, owing to higher vertical resolution and more detailed physics than 3D

Météo-France, Centre National de Recherches Météorologiques, CNRM/GMME, 42 Av Coriolis, F-31057 Toulouse Cedex, France. E-mail: stevie.roquelaure@cnrm.meteo.fr

NWPs, one-dimensional modeling is an attractive alternative (e.g., MUSSON-GENON, 1986; DUYNKERKE, 1991; BERGOT and GUÉDALIA, 1994). This 1-D approach to forecast the fog and low cloud life cycle is currently used operationally at San Francisco airport (CLARK, 2002) and at CdG airport (BERGOT *et al.*, 2005). The same kind of strategy is tested in the northeast corridor within the framework of the US Federal Aviation Administration ceiling and visibility project (HERZEGH *et al.*, 2002).

The numerical prediction method used at CdG (see BERGOT, *this issue* for more details) includes:

- Specific observations from a 30 m meteorological tower (atmospheric temperature and humidity, shortwave and longwave radiation fluxes) and soil measurements;
- the mesoscale forcings (mesoscale advection, geostrophic wind and cloud cover) are evaluated from the Météo-France operational NWP model Aladin (see <http://www.cnrm.meteo.fr/aladin/>);
- a local assimilation scheme is used to construct initial conditions, based on a 1-D-var assimilation scheme together with a fog and low cloud specific initialization;
- the 1-D high resolution COBEL-CODE de Brouillard à l'Echelle Locale (Local scale fog code) atmospheric model (BERGOT, 1993; BERGOT and GUÉDALIA, 1994) coupled with the multilayer surface-vegetation-atmosphere transfer scheme ISBA-Interaction Soil Biosphere Atmosphere (BOONE *et al.*, 2000; BOONE, 2000).

BERGOT (*this issue*) documented the conditions when the local approach should be useful. However, a finer understanding of the limits of predictability for the specific case of fog and low clouds also needs to be performed. Which is the main goal of the current study. Under the hypothesis of a “perfect model”, the uncertainty of forecasts made with the Cobel-Isba numerical system arises from uncertainty caused by two distinct sources of errors, namely, from errors in the specification of the initial conditions, as well as errors in the specification of the mesoscale forcings. Here the focus is on very short-term forecasts and attention is restricted to a perfect model situation. The influence of model errors will be studied in future work. This is the first step toward building a local 1-D Ensemble Prediction System (L-EPS) based on the COBEL-ISBA model.

In the first stage, the input uncertainties have been evaluated following the spatial and temporal variability of input data. The methodology and the uncertainties regarding input parameters will be discussed in section 2. In the second stage, the impact of input uncertainties for COBEL-ISBA LVP forecasts is examined. A key aspect of this study is to assess the input uncertainty impacts on the LVP forecast in order to evaluate the dispersion of Cobel-Isba forecasts, and also to obtain insights on how to build an efficient L-EPS. Usually, 1-D studies focus on selected cases and do not give a global overview of input uncertainty impacts. Here, the problem is examined from a seasonal point of view by running the local prediction system for the winter season 2002–2003 with a three-hour data assimilation frequency. This approach permits the evaluation of the overall impact of the main input uncertainties for the

Seasonal Sensitivity on COBEL-ISBA Forecast System

prediction of foggy conditions at CdG. In section 3, these results are summarized by focusing on the forecast scores during the winter for both initial condition and mesoscale forcing uncertainties. And finally, section 4 concludes with a discussion on how these results could be used to build a local ensemble prediction system.

2. Estimation of Uncertainties for Input Parameters

2.1. Mesoscale Forcing Uncertainties

2.1.1. Methodology

The mesoscale forcing is provided by the operational NWP model Aladin (<http://www.cnrm.meteo.fr/aladin/>). Three different forcing terms are evaluated: horizontal advections, geostrophic wind and cloud cover. Aladin has a 10 km horizontal resolution. However, even with this resolution unresolved scales or errors in the mesoscale initial conditions induce noticeable variability at the grid point and in the neighborhood of the study zone in time, revealing the model uncertainty (ROQUELAURE, 2004). Unfortunately, it is not possible to accurately define the uncertainties of the mesoscale forcing terms, for example by comparing with measurements. To overcome this difficulty, it is necessary to evaluate the uncertainties from the Aladin forecasts only.

The mesoscale forcing uncertainty computation is then based on the hypothesis that uncertainty is correlated with the variability of the NWP model. The model variability is assessed in both space and time. The spatial variability is evaluated by comparing the forecast over an area of 3×3 grid points. This area is representative of homogeneous surface conditions around the study area. Moreover, it is not possible to extend this homogeneous area due to the presence of urbanized areas in the south-west (Paris). The temporal variability is evaluated by comparing four Aladin runs (0, 6, 12 and 18 UTC) for the same verification time. This choice allows the comparison of short-term forecasts only. At the end of this process, the variability in both space and time is used to estimate the shape of the distribution of uncertainties.

2.1.2. Horizontal advection

The temperature and humidity advection are computed over 9 grid points using the spatio-temporal approach for uncertainty computation. Figures 1a and 1b show, respectively, the temperature and humidity advection uncertainty distributions on winter season 2002–2003 for the Aladin vertical levels below 1 km within the boundary layer. Both temperature and humidity advection distributions have a “V” symmetrical shape, which indicates a linear growth of the uncertainty along with the rise of the mean advection value. However, notice that for small advection intensities in terms of the absolute value (lower 0.1 C.h^{-1} for temperature advection and lower than $0.05 \text{ g.kg}^{-1}.\text{h}^{-1}$ for humidity advection), the mean advections have the same

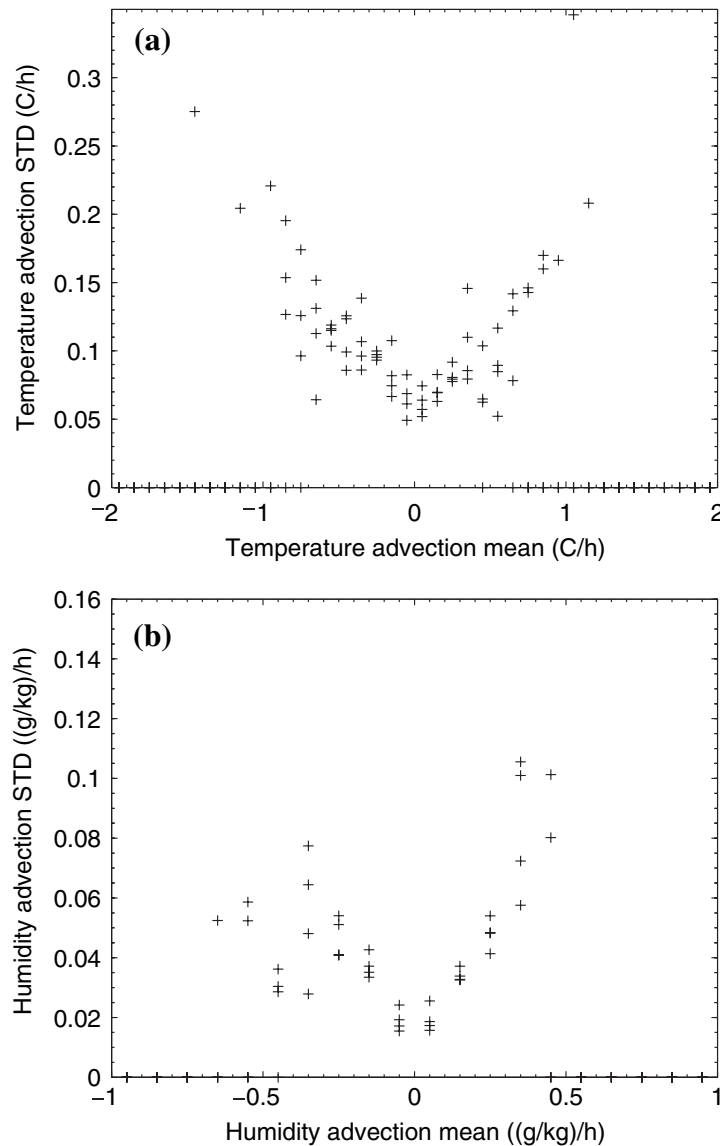


Figure 1

Aladin temperature (a) and humidity (b) advection uncertainty distributions for vertical levels below 1 km.

magnitude as the uncertainty. In radiative fog events frequently observed in CdG, the magnitude of the advections is relatively small (a fog event associated with weak winds). In these situations, advection uncertainty is as important as the mean advection. For conditions representative of higher advection values, the order of magnitude of the uncertainty increases weakly as the advection mean values increase. For temperature advection values over 0.2 C.h^{-1} and humidity advection values over $0.05 \text{ g.kg}^{-1}.\text{h}^{-1}$, uncertainty is less than 40% of the advection.

2.1.3. Geostrophic wind

The geostrophic wind is computed from the horizontal pressure gradient and it is computed over a $100 \times 100 \text{ km}^2$ area (see BERGOT *et al.*, 2005 for more details).

Seasonal Sensitivity on COBEL-ISBA Forecast System

Figure 2 presents the geostrophic wind uncertainty as a function of the mean geostrophic wind for the winter season 2002–2003 and for vertical levels below 1 km. The evolution of the geostrophic mean wind uncertainty is almost linear for wind speeds below 15 m/s. In the case of fog, wind strength is generally below 6 m/s and even below 2 m/s in case of radiative fog, and the wind uncertainty is about 1 m/s.

2.1.4. Cloud cover

Current NWP models do not accurately forecast thin clouds or boundary layer clouds (e.g., stratocumulus). However, the appearance and the life cycle of a fog layer is very sensitive to the presence of cloud cover. Unfortunately, the spatial and temporal variation of the Aladin cloud cover are very small and it is not possible to estimate the cloud cover uncertainty by using the previously mentioned method (the cloud cover uncertainty mainly comes from approximations made in physical parameterization schemes). Two extreme hypotheses have been tested: a clear sky hypothesis and a persistence hypothesis. The persistence hypothesis is based on the assumption that the observed cloud cover is maintained during the 12 hours of the simulation, while the clear sky hypothesis assures that the sky remains clear during this period. An intermediate situation is also possible, by using the Aladin cloud cover forecasts. These three simulation cycles have been performed to quantify the cloud cover impact. Comparisons between 2 m downward longwave observations and COBEL-ISBA radiative fluxes using the clear sky hypothesis reveal a significant bias and standard deviation of the downward longwave fluxes (bias = -16.6 W/m^2 , and std = 25 W/m^2). The Aladin and persistence cycles have a weaker bias for the 2 m longwave radiative fluxes (the bias for Aladin cycle = -6.4 W/m^2 , and the bias

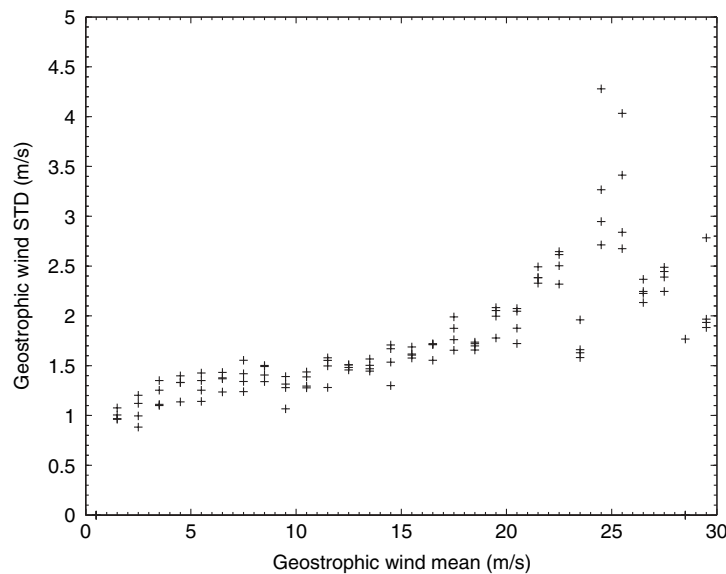


Figure 2

Aladin geostrophic wind uncertainty distribution for vertical levels below 1 km.

for persistence cycle = -2.3 W/m^2) in addition to a lower standard deviation (std for Aladin cycle = 19.8 W/m^2 and std for persistence cycle = 14.3 W/m^2).

2.2. Initial Condition Uncertainties

Initial conditions must be specified for both atmosphere and soil. Soil temperature and moisture profiles are estimated from on-site observations. The COBEL-ISBA analysis is based upon local observations, a guess field (which is the previous COBEL-ISBA forecast) and forecast profiles from NWP model Aladin. The 1-D variational assimilation scheme makes use of all this information to produce the best analysis possible. Through the 1-D variational assimilation process, observations are prevailing in the surface boundary layer. Above the surface boundary layer, as no observations are available, the COBEL guess issued from the previous forecast and the Aladin profile are combined. For more information on COBEL-ISBA data assimilation system, see BERGOT *et al.* (2005).

2.2.1. Atmospheric temperature and humidity profiles

Observations are the main information used to compute the atmospheric profiles in the surface boundary layer through the variational assimilation. Consequently, the low level temperature and humidity uncertainties are well represented by measurement uncertainties for both the temperature and the humidity. These measurement uncertainties are estimated at 0.2 degree Celcius for temperature and 0.2 g.kg^{-1} for humidity (see MARZOUKI, 2005). For the upper part of the boundary layer, the analysis follows the COBEL guess and the Aladin profiles. In practice, in order to compute uncertainties for upper atmospheric layers, we used the spatio-temporal method described in section 2.1.1. The estimated uncertainties are 0.6 degree Celcius for temperature and 0.5 g.kg^{-1} for humidity. A smooth linear interpolation is applied between the surface boundary layer where the measurement uncertainties prevail and the upper part of the boundary layer where Aladin uncertainties dominate.

2.2.2. Fog and stratus initialization

The fog/stratus initialization of COBEL-ISBA is based on an iterative method (BERGOT *et al.*, 2005). The depth of the cloud layer is determined by minimizing the radiation flux divergence between 2 m and 45 m (the two levels of radiative measurements). If the fog or low clouds are above the upper level of the radiative measurements (45 m), the fog depth is estimated by minimizing the errors of the radiative fluxes at the ground. CARRER (2003) has shown that the uncertainty is on the order of ± 1 Cobel grid point for very low clouds (cloud top below 45 m). On the other hand, for events with higher cloud tops, uncertainty is more significant and diagnostics done by CARRER (2003) reveal that the uncertainty is on the order of ± 2 Cobel grid points.

Seasonal Sensitivity on COBEL-ISBA Forecast System

The liquid water content (LWC) uncertainty impact on LVP forecasts is addressed when fog (or stratus) is detected and initialized. Studies by MEYER *et al.* (1986) and WALMSLEY *et al.* (1999) have shown that LWC in fog ranges between 0.08 and 0.5 g.kg⁻¹. Here the goal is to analyze the impact of the small change of LWC in the cloud initialization. A 0.05 g.kg⁻¹ liquid water uncertainty is then added (or removed) to the cloud reference liquid water content.

2.2.3. Soil temperature and moisture initialization

Soil temperature and moisture uncertainties are estimated from the accuracy of the measurements. Observed soil temperature and humidity variability during the winter are used to estimate soil vertical profile uncertainties for temperature and humidity. The maximum variability observed at each level is used as an estimate of uncertainty. Soil temperature uncertainty is constant at 0.1 degree Celcius up to -30 cm, and increases linearly up to 1 degree Celcius close to the surface. Soil humidity uncertainty is also constant up to -30 cm at 0.01 g.kg⁻¹, and increases linearly up to 0.025 g.kg⁻¹ near the surface.

3. Forecast Sensitivity

3.1. Statistics Used to Perform Diagnostics

Numerous COBEL-ISBA simulations have been performed continuously for the winter season 2002–2003 for each perturbed configuration. A sensitivity study is conducted by comparing three different cycles (in a perturbed cycle, only the studied parameter is perturbed): the reference cycle (non perturbed), the cycle “+” (perturbed by adding the uncertainty), the cycle “-” (perturbed by subtracting the uncertainty).

The main statistical tools used to examine the quality of LVP forecasts (and the dispersion between perturbed cycles) are the Hit Rate (HR) and the False Alarm Rate (FAR). If a is the number of observed and forecasted events, b is the number of not observed and forecasted events, and c is the number of observed and not forecasted events, HR and FAR are defined by equations (1) and (2):

$$\text{HR} = \frac{a}{a + c}, \quad (1)$$

$$\text{FAR} = \frac{b}{a + b}. \quad (2)$$

The difference between the perturbed cycles scores (HR and FAR) is used. Uncertainty quantification is made by determining dispersion on LVP scores between the two perturbed cycles.

$$\text{Dispersion} = \|S_{\text{perturbed_cycle+}} - S_{\text{perturbed_cycle-}}\| \quad (3)$$

where S can either represent HR or FAR at a particular forecast time during the 12 h simulation.

This study is designed to analyze initial conditions (IC) and mesoscale uncertainty impacts on the LVP forecast. However, uncertainty also has an indirect impact on thermodynamic parameters such as heat and humidity. Consequently, a heat and humidity budget strategy is applied to COBEL profiles to look at this question. IC and mesoscale perturbations act upon the 3-hour run needed to produce a guess field for the next assimilation. As a consequence, COBEL initial profiles are influenced by perturbations through the computation of the guess field (Fig. 3). Comparing the perturbed and the reference cycle budgets for each run during the winter season is an efficient way to quantify heat (or humidity) changes. Equation (4) gives the computation of the fraction R of heat (or humidity) gain (or loss) in the guess profiles due to uncertainty at time t for a perturbed cycle:

$$R = \frac{Q_{\text{perturbed}} - Q_{\text{reference}}}{Q_{\text{reference}}}, \quad (4)$$

where Q can either represent the heat or the humidity column balance. Subscripts refer to either the reference cycle or a perturbed cycle at time t . The mean and standard deviation of the R are computed in order to quantify the mean uncertainty impact and the variability of this impact on the winter period. Both scores are important in this context because sensitivity can be revealed by the variability of R coefficient and also by the mean value.

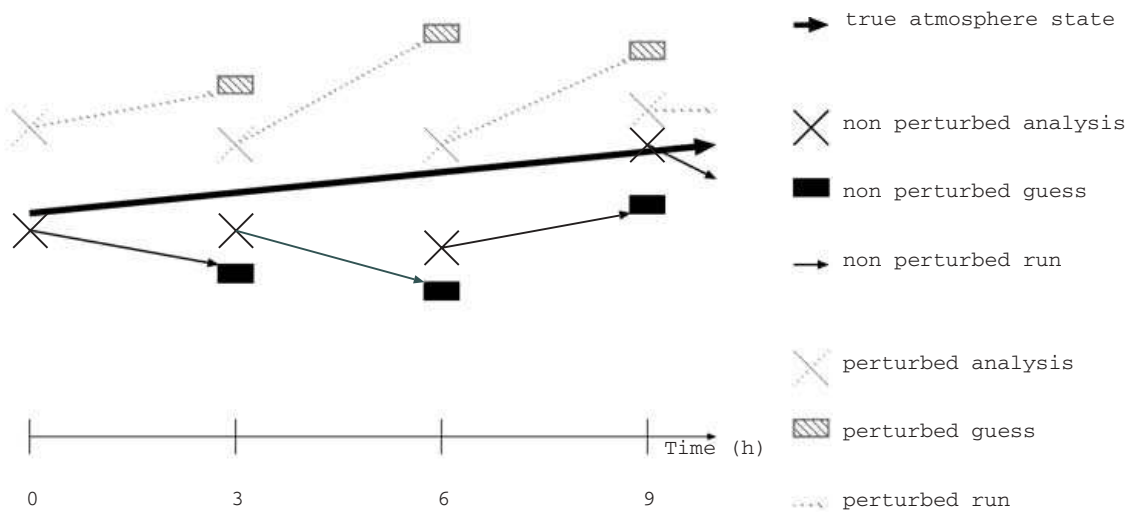


Figure 3
Schematic representation of perturbed cycles.

Seasonal Sensitivity on COBEL-ISBA Forecast System

3.2. Forecast Sensitivity to Initial Conditions

The goal of this section is to evaluate the impact of initial condition uncertainties on LVP forecasts. The reference cycle and the perturbed cycles are done with the clear sky hypothesis (without cloud cover) and without advection.

3.2.1. Forecast sensitivity to atmospheric profiles uncertainties

The uncertainty previously estimated has been applied to the COBEL atmospheric profiles at the initial time. Tables 1 and 2 show that temperature uncertainty causes more dispersion for the LVP scores than humidity uncertainty. For humidity, dispersion is weak and almost constant during the runs (under 3%) for both HR and FAR, whereas dispersion reaches 15.5% for HR and 8% for FAR for the temperature at 9 h. The budget strategy results (Table 3) reveal that the atmospheric temperature uncertainty has an impact on both temperature and humidity in the guess atmospheric profile. For the warmer cycle, the mean heat change is 0.28% (std = 0.08%) and the mean humidity is 0.48% (std = 1.57%). This double impact can explain the higher dispersion made by temperature uncertainty. Actually, atmospheric humidity uncertainty has minimal impact on the heat balance. For example, mean impact of the moister cycle for the winter is very low (mean = -0.001% and std = 0.02%).

Figure 5 shows that the reference cycle scores (HR and FAR) do not necessarily lie between the perturbed cycles scores. Dispersion is asymmetric from the reference cycle. The colder cycle leads to similar scores as the reference cycle, but the warmer cycle gives better scores for both HR and FAR. This result suggests that there might be a cold bias in the atmospheric boundary layer profiles from the Aladin NWP model. The better results for both scores at most forecast times may be explained by the cold bias correction induced by the warm uncertainty applied for the atmospheric temperature profile.

Table 1

Hit Rate (HR) dispersion for perturbed cycles. Values of dispersion over 10% are in bold

$\ HR_{perturbed_cycle+} - HR_{perturbed_cycle-}\ $ (%)	Forecast time (hour)				
	1	3	6	9	12
Atmospheric temperature (initial condition)	0.0	2.3	9.4	15.5	2.4
Atmospheric humidity (initial condition)	2.9	2.3	2.4	0.0	2.4
Clouds depth (initial condition)	17.6	23.2	28.9	24.3	19.5
Clouds liquid water (initial condition)	11.7	16.2	4.6	12.1	9.7
Soil temperature (initial condition)	20.5	4.6	4.6	9.7	7.3
Soil moisture (initial condition)	8.7	0.0	2.4	2.5	0.0
Geostrophic wind (mesoscale forcing)	5.8	9.2	7.0	4.8	4.7
Cloud cover (mesoscale forcing)	5.9	2.3	4.7	4.8	7.3
Temperature advection (mesoscale forcing)	0.0	6.9	7.1	2.5	2.4
Humidity advection (mesoscale forcing)	14.6	23.2	26.1	36.4	16.9

S. Roquelaure and T. Bergot

Pure appl. geophys.,

Table 2

False Alarm Rate (FAR) dispersion for perturbed cycles. Values of dispersion over 10% are in bold

$\ (FAR_{perturbed_cycle+} - FAR_{perturbed_cycle-})\ $ (%)	Forecast time (hour)				
	1	3	6	9	12
Atmospheric temperature (initial condition)	3.3	1.4	6.4	8.0	0.5
Atmospheric humidity (initial condition)	1.9	0.1	0.7	2.9	0.2
Clouds depth (initial condition)	23.9	14.4	4.0	7.6	8.0
Clouds liquid water (initial condition)	6.2	2.4	1.7	4.9	3.4
Soil temperature (initial condition)	3.9	9.0	6.9	3.4	0.0
Soil moisture (initial condition)	0.4	0.0	1.4	1.3	0.4
Geostrophic wind (mesoscale forcing)	4.2	8.8	9.9	13.5	11.0
Cloud cover (mesoscale forcing)	7.7	4.9	5.2	5.9	4.3
Temperature advection (mesoscale forcing)	9.8	10.3	10.3	13.5	14.1
Humidity advection (mesoscale forcing)	7.7	10.6	9.1	7.4	15.6

Table 3

Heat and humidity mean changes in the atmospheric guess profile for the initial conditions cycle. Values over 0.2% for mean heat and mean humidity are in bold. Values over 0.1% and over 1% are in bold for the std of heat and the std of humidity, respectively

$\bar{R} = (Q_{perturbed} - Q_{reference})/Q_{reference}$	Heat (%)		Humidity (%)	
	mean on cycle	std	mean on cycle	std
Temperature “+” (warmer)	0.28	0.08	0.48	1.57
Temperature “-” (colder)	-0.004	0.01	-0.009	0.38
Humidity “+” (moister)	0.001	0.02	0.24	0.50
Humidity “-” (drier)	-0.001	0.01	-0.28	0.49
Clouds depth “+” (deeper clouds)	-0.052	0.136	-0.18	1.90
Clouds depth “-” (thinner clouds)	0.021	0.071	0.22	1.14
Clouds liquid water “+” (heavier clouds)	0.008	0.068	0.15	1.50
Clouds liquid water “-” (lighter clouds)	-0.008	0.067	-0.009	1.64
Soil temperature “+” (warmer)	0.006	0.024	0.18	0.57
Soil temperature “-” (colder)	-0.005	0.031	-0.23	0.63
Soil humidity “+” (moister)	-0.001	0.018	0.02	0.56
Soil humidity “-” (drier)	0.004	0.024	-0.09	0.58

3.2.2. Forecast sensitivity to the low cloud initialization

For cloud initialization, perturbed cycles produce deeper or thinner clouds than the reference cycle. The first three simulation hours needed to compute the guess field are crucial. With different cloud properties, the vertical structure of the boundary layer could greatly change (Fig. 4). These changes are significant and evaluated with the budget strategy. Variability of the winter for humidity balance in the guess atmospheric profiles is high (1.9% for deeper clouds and 1.14% for thinner clouds). The heat balance variability is also significant (std = 0.136% for deeper clouds and

Seasonal Sensitivity on COBEL-ISBA Forecast System

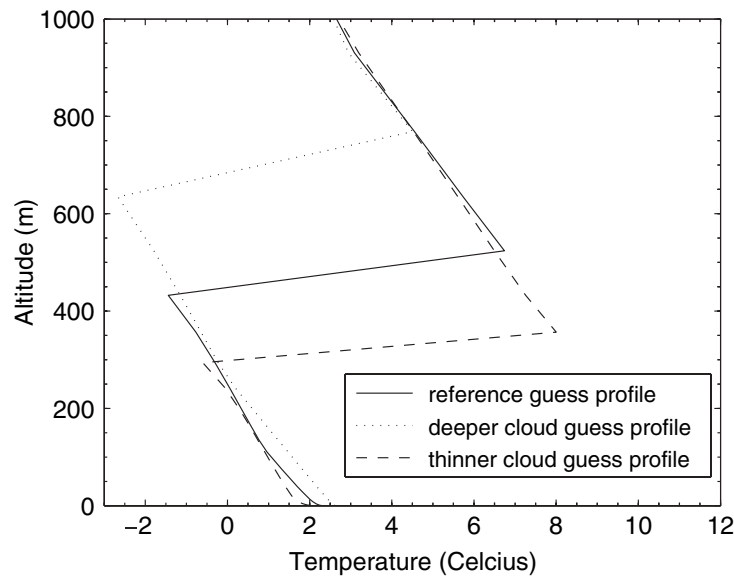


Figure 4

Guess used for the 12Z run of December 12th, 2002: The reference cycle (stratus initialised at 9Z, 90–430 m), deeper cloud cycle (stratus initialized at 9Z, 90–630 m) and thinner cloud cycle (stratus initialized at 9Z, 90–290 m).

0.071% for thinner clouds). As a consequence, the LVP score dispersion induced by the cloud depth uncertainty is significant (from 17.6% at 1 h to 28.9% at 6 h) for HR and (from 4% at 6 h to 23.9% at 1 h) for FAR.

Liquid water content (LWC) uncertainty leads indirectly to the same effects as for the fog/stratus depth initialization, by modifying the liquid water path. However, dispersion in that case is less significant than dispersion generated by a cloud depth uncertainty. Dispersion is below 17% for HR and below 7% for FAR.

3.2.3. Forecast sensitivity to soil profile uncertainties

Soil temperature uncertainty generates more LVP score dispersion than soil moisture uncertainty. Once again, the budget strategy (Table 3) shows that soil temperature uncertainty acts on both atmospheric thermodynamic parameters, whereas the soil moisture uncertainty acts essentially on the humidity balance. As a consequence, dispersion is over 4.5% for HR between perturbed soil temperature cycles. The dispersion is maximum at the beginning of the simulation (about 20%). For soil moisture perturbed cycles, the dispersion is under 3% for HR except for the beginning of the simulation, where dispersion is 8.7%. For FAR, the dispersion is under 2% between the perturbed soil moisture cycles, and between 0 to 9% for the perturbed soil temperature cycles.

3.3. Forecast Sensitivity to Mesoscale Forcings

1-D modeling allows a description of meteorological phenomenon at the local scale. Nevertheless, the mesoscale acts upon the local scale through the dynamical

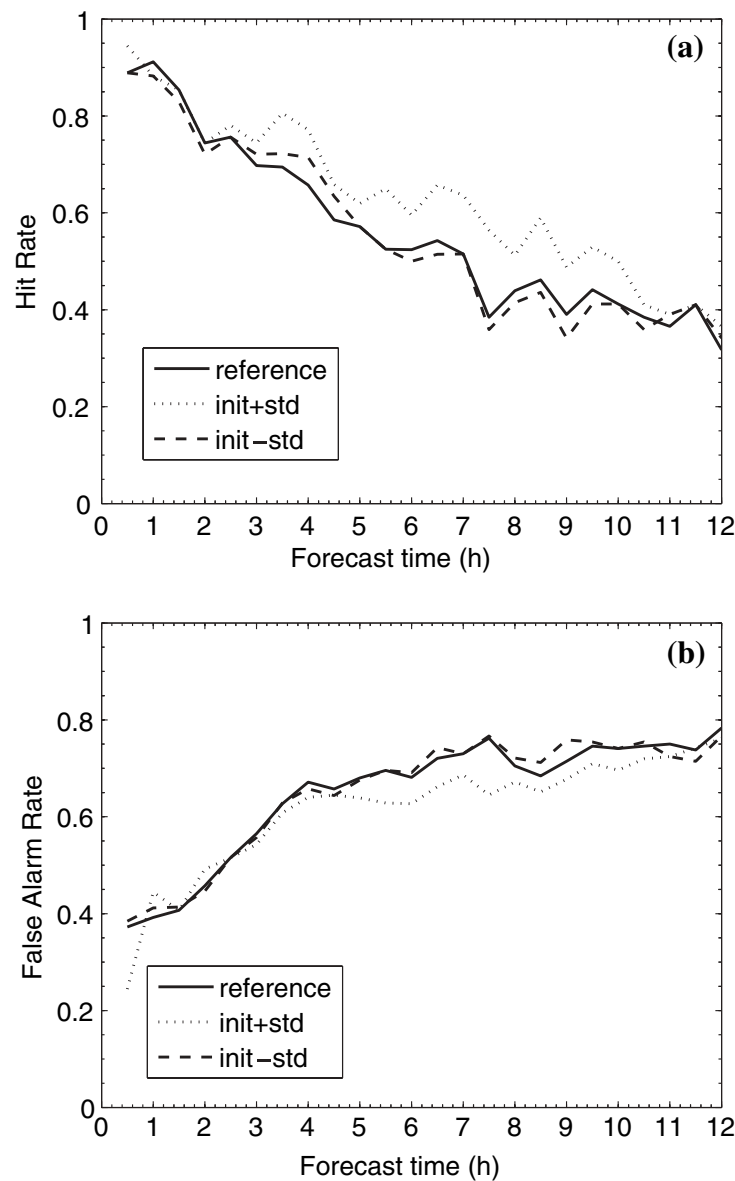


Figure 5

Hit rate (a) and false alarm rate (b) comparison for LVP forecast for the reference cycle, the perturbed atmospheric temperature cycles for winter season 2002–2003.

evolution of the atmosphere, and it is important to consider this interaction for fog and low cloud prediction. TURTON and BROWN (1987) and later BERGOT (1993) or BERGOT and GUÉDALIA (1994) have shown the importance of advection phenomenon in fog formation and evolution.

3.3.1. Forecast sensitivity to cloud cover

The impact of cloud cover is evaluated for three different cycles: the Aladin cloud cover cycle, which takes into account the cloud forcing based on Aladin forecasts, the

Seasonal Sensitivity on COBEL-ISBA Forecast System

observed cloud cover persistence (constant cloud forcing during a COBEL run), and the clear sky cycle. Dispersion on LVP scores between cloud cover perturbed cycles is almost constant, around 5% for all forecast times for both HR and FAR. The budget strategy also reveals an important indirect impact on analyses through the guess field (Table 4). Variability for heat and humidity balances is high with values around 2.5% for humidity and 0.1% for heat balance with respect to both Aladin and the persistence cycles.

3.3.2. Forecast sensitivity to geostrophic wind

Geostrophic wind acts indirectly on the turbulence. The budget strategy shows that geostrophic wind uncertainties influence both heat and humidity balances during the computation of the guess field. The heat and humidity balance variability is moderate and is around 0.035% and 0.6% for the two perturbed cycles. Dispersion for HR is over 4.7%, and a higher spread is observed at 3 h and 6 h with values of 9.2 and 7%. Dispersion for FAR increases slowly during the 12 hours of simulation, beginning at 4.2% and ending close to 13%.

3.3.3. Forecast sensitivity to horizontal advection

First, it is of interest to note that advection forecasted by Aladin NWP models generally bring warmer and dryer air into the column compared to the cycle without advection (Figs. 6a and 6b). The budget strategy confirms a warm (mean = 0.05% and std = 0.32%) and dry (mean = -1.85% and std = 10.68%) mean advection effect during the winter (Table 4). Advection has a clear impact on the heat and humidity balances. Figure 7 shows the balances for each guess field and analysis during the winter. Variability is higher for the atmospheric profiles from the guess fields (10.68% for humidity and 0.32% for heat) than those from analyses for both thermodynamic variables because analyses are forced by observations in the assimilation process. The consequence of the dry and warm contribution of the advection is that the reference advection cycle damages the detection of LVP (HR) compared to the reference cycle (Fig. 8).

Temperature and humidity advection uncertainty impacts on LVP forecasts have been analyzed by separately perturbing temperature advection and humidity advection :

- The reference advection cycle (non perturbed),
- “AT + STD” by convention is a **colder advection** (perturbation of the temperature advection STD, without perturbation of the humidity advection (AQ)),
- “AT-STD” by convention is a **warmer advection** (perturbation of the temperature advection STD, without perturbation of the humidity advection (AQ)),
- “AQ + STD” by convention is a **drier advection** (perturbation of the humidity advection STD, without perturbation of the temperature advection (AT)),

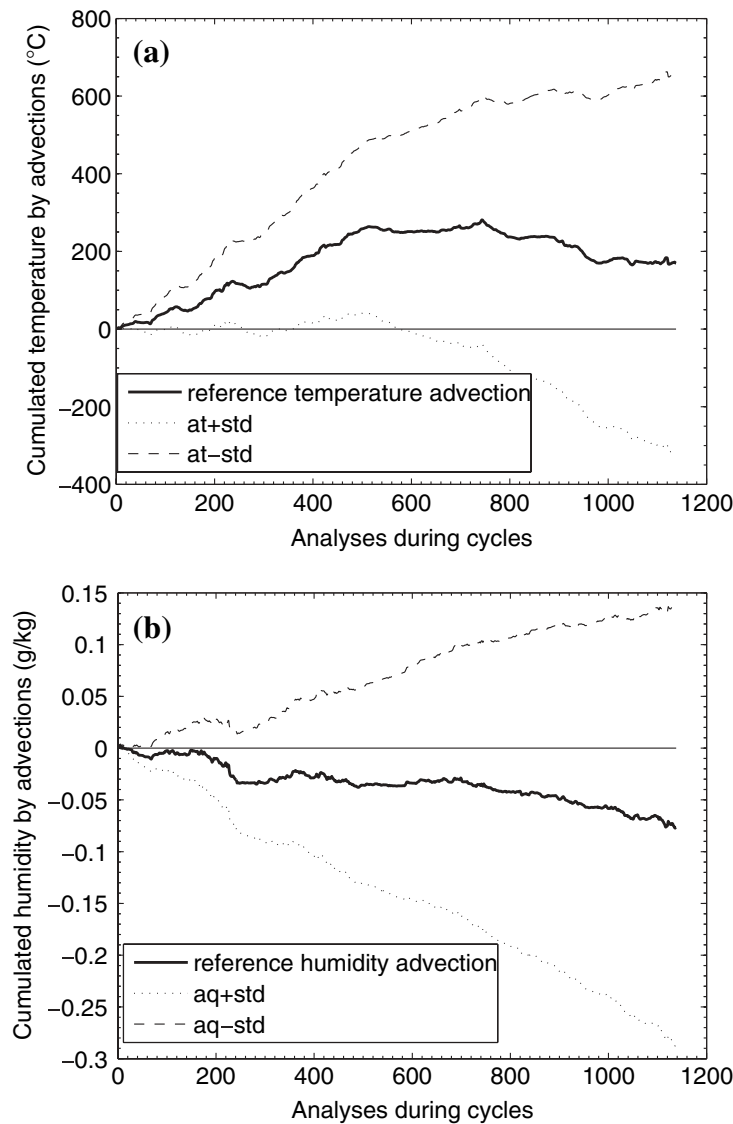


Figure 6

Cumulated (a) heat and (b) humidity during the winter season 2002–2003 for the advection cycles. Heat and humidity values are only computed from temperature and humidity advection inputs for COBEL.

- “AQ-STD” by convention is a **moister advection** (perturbation of the humidity advection STD, without perturbation of the temperature advection (AT)).

Figure 8a shows that the LVP score dispersion between temperature advection cycles is low during the first hours of the simulation. The HR spread becomes more important between 3 h and 9 h (7.1% at 6 h). Table 2 shows that the FAR dispersion is close to 10%, and it is almost constant during the 12 hours of simulation.

Both perturbed temperature advection cycles improve the HR score after two hours. The warmer cycle improves the score of the reference advection cycle, and the results become comparable to the reference cycle (without advection). This improvement, which is induced by warmer advection, pleads also in favor of a cold

Seasonal Sensitivity on COBEL-ISBA Forecast System

Table 4

Same as Table 3 for mesoscale forcing cycles

$\bar{R} = (\overline{Q_{perturbed}} - \overline{Q_{reference}}) / \overline{Q_{reference}}$	Heat (%)		Humidity (%)	
	mean on cycle	std	mean on cycle	std
Geostrophic wind “+” (stronger)	−0.005	0.038	0.05	0.63
Geostrophic wind “−” (lighter)	0.003	0.033	−0.17	0.77
Aladin cloud cover	0.022	0.114	−0.28	2.53
Observed cloud cover persistence	−0.009	0.077	−0.93	2.45
Advections without STD	0.051	0.328	−1.85	10.68
Temperature advection “+” (colder)	−0.14	0.05	−0.23	1.02
Temperature advection “−” (warmer)	0.14	0.05	0.20	0.94
Humidity advection “+” (drier)	−0.022	0.034	−5.26	3.10
Humidity advection “−” (moister)	0.025	0.054	5.22	3.21

bias in the Aladin profiles within the boundary layer (i.e., warmer atmospheric temperature uncertainty).

Figure 8b shows that dispersion between perturbed humidity advection cycles is very significant. Dispersion is low at the beginning of the simulation and increases significantly with time (14.6% at 1 h and 36.4% at 9 h for HR). On FAR, dispersion is close to 10% during the 12 hours of simulation. Compared to the reference advection cycle, asymmetry is observed between the dry and the moist cycles.

4. Summary and Perspectives

The prediction of low visibility conditions at airports is a challenge for forecasters. Previous studies have shown the potential of the COBEL-ISBA local numerical prediction system to fulfill this very specific need. The use of dedicated local observations and a local assimilation scheme to accurately initialize the COBEL-ISBA model has been conducive to improvements in fog and low cloud prediction (see BERGOT, *this issue*). However, despite these improvements, it is necessary to quantify the forecast quality. One way is to estimate the uncertainties with respect to the input parameters, such as initial conditions and mesoscale forcings, and to evaluate the impact of these uncertainties on fog and low cloud forecasts.

In this study, uncertainty distributions for both sources of error have been evaluated. Firstly, for mesoscale forcings, uncertainty has been estimated under the hypothesis that uncertainty is correlated with the “intrinsic” spatial and temporal variability of the Aladin NWP model. In conditions corresponding to fog and low clouds, it was found that the advection uncertainty is as important as the mean advection. Secondly, uncertainty of the initial conditions (IC) has been evaluated from observation errors. Owing to local observations, uncertainty of the IC is small, except in the case of low cloud initialization.

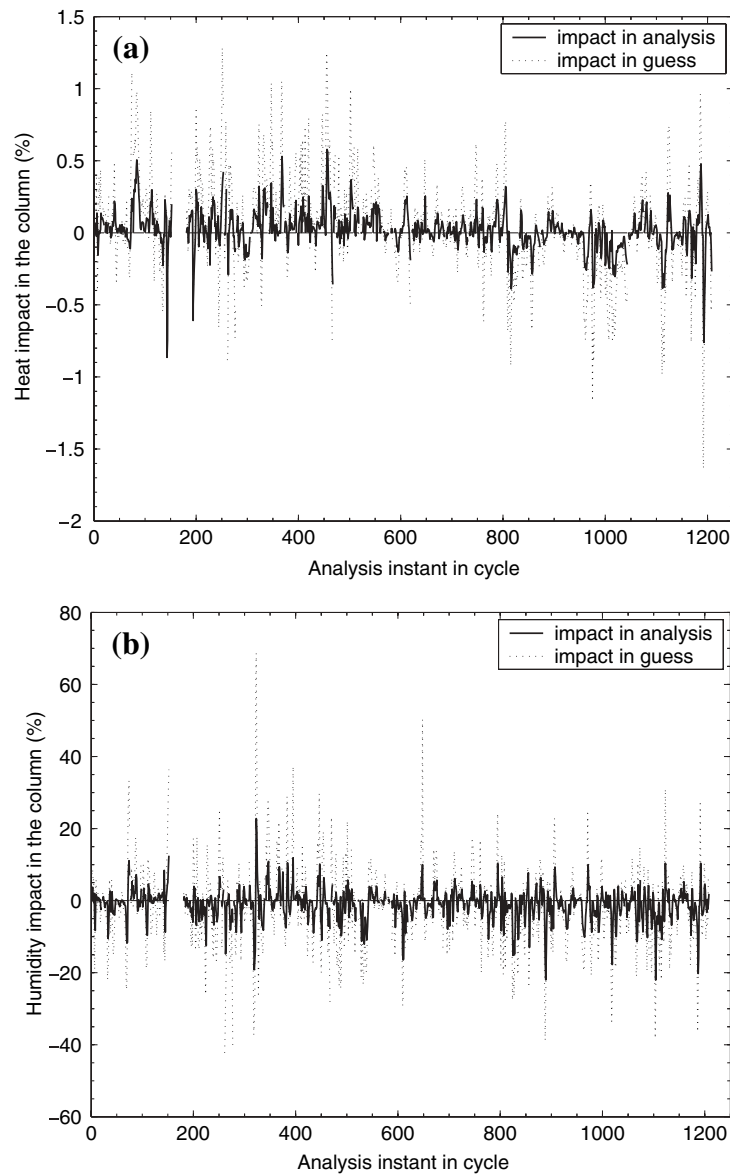


Figure 7

Advection contribution in heat (a) and humidity (b) balances for analysis and guess during the reference advection cycle for the winter season 2002–2003.

The impact of these uncertainties for Cobel-Isba forecasts has been evaluated during a winter season. The study has shown the dependency between forecast time and dispersion (Fig. 9). IC uncertainties disperse during the first hours of the simulation (0 to 6 h), whereas the dispersion created by mesoscale forcing becomes more important in the second half of the simulation (6 to 12 h). The cloud radiative effect on dispersion is felt throughout the forecast period, as well as low cloud initialization. The heat and humidity budget analysis applied on the guess field has increased the understanding of the uncertainty influence on the COBEL-ISBA local forecast scheme. This strategy has permitted the quantification of the impact of perturbations on the variational data assimilation scheme. Perturbations grow

Seasonal Sensitivity on COBEL-ISBA Forecast System

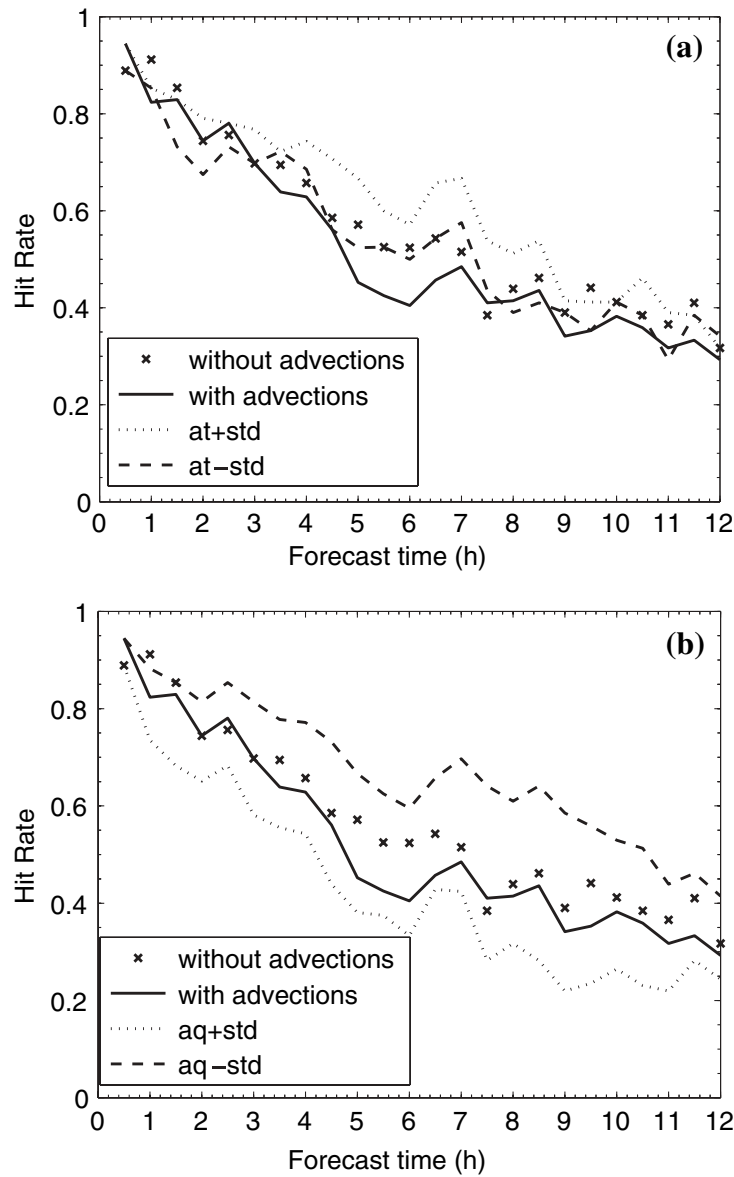


Figure 8

Hit rate for advection cycles for the winter season 2002–2003 (a). Hit rate comparisons of humidity advection cycles (b) for the winter season 2002–2003.

during the cycle and “feed” analyses through the assimilation process. Each cycle evolves independently according to his perturbation.

One of the major advantages of a local approach (1-D) for short-term forecasts of fog and low clouds is that runs are “inexpensive”. Within the perspective of a Local Ensemble Prediction System (L-EPS), this computational facility is highly advantageous in terms of computational time in an operational environment, and the freedom in the choice of the number of ensemble members is also a benefit. The study brings out interesting points for building a L-EPS, and they are listed below:

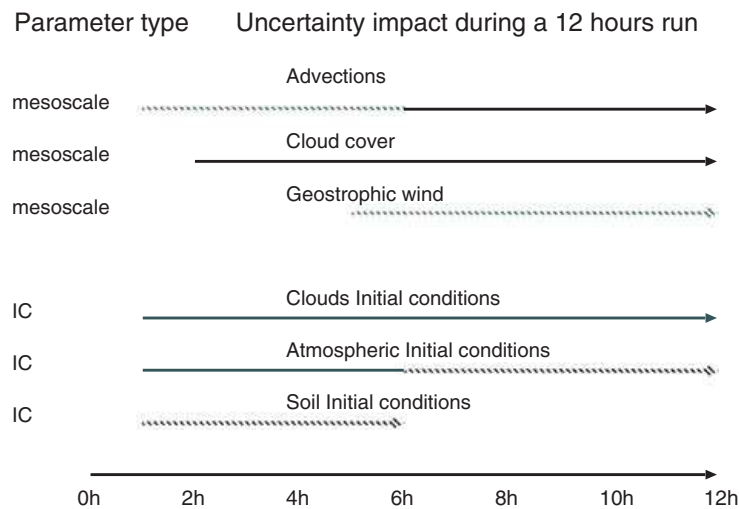


Figure 9

Summary of the uncertainty impact on fog and low cloud forecasts. For each parameter, the straight part of the arrows indicates when the dispersion is higher, the dashed part when dispersion is weaker during the 12 hour run.

- Construction of a L-EPS should take into consideration that dispersion is higher for mesoscale forcings compared to the IC. The sampling/calibration should be carefully done in order to balance both sources of uncertainty;
 - construction of a L-EPS should also consider the dependency between run forecast time and dispersion. Sampling and calibration have to be carefully done for each forecast time;
 - in this study the shape of uncertainty distribution has been evaluated, but not the magnitude. Consequently, a degree of freedom remains. This could be helpful to calibrate the dispersion of L-EPS;
 - dissymetry (e.g., advection, atmospheric temperature profile) between perturbed cycles has been observed. Sampling/calibration have to be properly thought;
 - a bias in the upper level of the atmospheric temperature profiles seems to affect the Cobel-Isba forecasts. The effect of this bias on the L-EPS should be studied in detail;
 - perturbations could affect the forecasts through the assimilation system. Consequently, each member of L-EPS needs to have its own assimilation scheme.
- All these points offer a starting point for building a L-EPS based on a COBEL-ISBA local numerical system. The COBEL-ISBA behavior has been determined during this study and results are encouraging.

REFERENCES

- BERGOT, T. (1993), *Modélisation du brouillard à l'aide d'un modèle 1D forcé par des champs mésoéchelle: Application à la prévision*, Ph.D. Thesis - Université Paul Sabatier, Toulouse, France 1546, 192 pp. (available at CNRM, Meteo-France).
- BERGOT, T. and GUÉDALIA, D. (1994), *Numerical forecasting of radiation fog. Part I: Numerical model and sensitivity tests*, Mon. Wea. Rev. 122, 1218–1230.

Seasonal Sensitivity on COBEL-ISBA Forecast System

- BERGOT, T., CARRER, D., NOILHAN, J., and BOUGEAULT, P. (2005), *Improved site-specific numerical prediction of fog and low clouds: A feasibility study*, *Wea. Forecasting* 20, 627–646.
- BOONE, A., MASSON, V., MEYERS, T., and NOILHAN, J. (2000), *The influence of the inclusion of soil freezing on simulations by a soil-vegetation-atmosphere transfer scheme*, *J. Appl. Meteor.* 9, 1544–1569.
- BOONE, A. (2000), *Modélisation des processus hydrologiques dans le schéma de surface ISBA: inclusion d'un réservoir hydrologique, du gel et la modélisation de la neige*, Ph.D. Thesis - Université Paul Sabatier, Toulouse, France.
- BROWN, R. and ROACH, W.T. (1976), *The physics of radiation fog. Part II: A numerical study*, *Quart. J. Meteor. Soc.* 102, 335–354.
- CARRER, D. (2003), *Etude d'un système de prévision numérique locale des faibles visibilitées sur Roissy. Final engineer formation report n°860, ENM (Ecole Nationale de la Météorologie)* (available at Meteo-France/ENM, 42 Av Coriolis, F31057 Toulouse Cedex, France).
- CLARK, D.A. (2002), *The 2001 demonstration of automated cloud forecast guidance products for San Francisco International airport*, 10th Conf. Aviation, Range and Aerospace Meteorology, AMS, Portland OR, May 13–16.
- DUYNKERKE, P.G. (1991), *Radiation fog: A comparison of model simulation with detailed observations*, *Mon. Wea. Rev.* 119, 324–341.
- HERZEGH, P., PETTY, K., BENJAMIN, S., RASMUSSEN, R., TSUI, T., WIENER, G., and ZWACK, P. (2002), *Development of automated national ceiling and visibility products: Scientific and practical challenges, research strategies, and first steps*, 10th Conf. Aviation, Range, and Aerospace Meteorology, Am. Meteor. Soc.
- JUSTO, J.E. and LALA, G. (1983), *Radiation fog fields programs. Recent studies*, ASRC-SUNY Publication 117, 67 pp.
- KALNAY, E. (2003), *Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability* (Cambridge University Press, UK) 341 p.
- MARZOUKI, H. (2005), *Impact d'un système d'assimilation dans un système de prévision numérique local des brouillards et des nuages bas, Final engineer formation report 1005, ENM (Ecole Nationale de la Météorologie)* (available at Meteo-France/ENM, 42 Av Coriolis, F31057 Toulouse, cedex, France).
- MEYER, M.B., LALA, G.G., and JUSTO, J.E. (1986), *Fog-82, A cooperative field study of radiation fog*, *Bull. Am. Meteor. Soc.* 67, 825–832.
- MUSSON-GUENON, L. (1987), *Numerical simulations of fog event with a one-dimensional boundary layer model*, *Mon. Wea. Rev.* 115, 592–607.
- ROQUELAURE, S. (2004), *Couplage du modèle COBEL avec le modèle de mésoéchelle RUC: advections horizontales de température et d'humidité*, M. Sc. Thesis - UQAM, Montréal, Canada, 113 pp.
- TURTON, J.D. and BROWN, R. (1987), *A comparison of a numerical model of radiation fog with detailed observations*, *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.* 113, 37–54.
- WALMSLEY, J., BURROWS, W.R., and SCHEMEAUER, R.S. (1999), *The use of routine weather observations to calculate liquid water content in summer high elevation fog*, *J. Appl. Meteor.* 38, 369–384.

(Received April 11, 2006, accepted October 31, 2006)

To access this journal online:
www.birkhauser.ch/pageoph

1.5 Résumé du chapitre 1

Ce chapitre a présenté les résultats d'une étude de sensibilité des prévisions LVP aux incertitudes des paramètres d'entrée de COBEL-ISBA au cours de l'hiver 2002-2003. Dans un premier temps, j'ai été amené à évaluer les distributions d'incertitudes sur les conditions initiales -IC- (température et humidité dans la couche limite et dans le sol, initialisation des nuages bas) et les forçages de mésoéchelle -MF- (advections de température et d'humidité, vent géostrophique et couvert nuageux) de COBEL-ISBA.

L'incertitude sur les MF a été estimée à partir d'une méthode spatio-temporelle basée sur l'hypothèse que l'incertitude sur le champ météorologique dépend de la variabilité spatio-temporelle du modèle de prévision numérique utilisé (ici Aladin-France). Ainsi, cette étude a pu montrer qu'en présence de conditions favorables à la formation de brouillards et à l'occurrence de stratus bas (haute pression, vents faibles et humidité élevée en basses couches), les incertitudes sur les advections sont du même ordre de grandeur que les valeurs moyennes. La qualité des advections de faible intensité n'est donc pas fiable et le système de prévision COBEL-ISBA est particulièrement sensible aux advections (figure 1 de l'article). Par contre l'incertitude sur le vent géostrophique est faible (figure 2 de l'article).

L'incertitude sur les IC a directement été déduite des erreurs d'observation au sein de la couche limite de surface. Les incertitudes sur les paramètres de conditions initiales sont faibles car l'incertitude sur les erreurs d'observation est faible. Par contre, l'erreur sur l'initialisation des nuages bas peut-être importante en raison de l'incertitude qui réside sur la détermination des sommets des brouillards et stratus bas.

Dans un deuxième temps, cette étude de sensibilité m'a permis de quantifier l'impact des incertitudes sur les IC et les MF sur la prévision des LVP. La sensibilité du système de prévision dépend du type de paramètre et de l'échéance de prévision. En effet, la dispersion associée aux incertitudes sur les MF est plus importante que celle associée aux incertitudes sur les IC (sauf IC sur les brouillards et stratus). Ce résultat s'explique par la précision des observations utilisées pour la production des analyses de COBEL-ISBA.

Il faut également noter que la dispersion dépend de l'échéance de prévision (figure 9 de l'article). Les incertitudes sur les IC dispersent durant les six premières heures des simulations (0-6h), tandis que les incertitudes sur MF dominent dans la seconde moitié de la simulation et dispersent entre 6 et 12 heures d'échéance. Les effets radiatifs dus aux incertitudes sur le couvert nuageux et les conséquences des incertitudes sur l'initialisation des nuages bas, se font ressentir tout le long de la période d'intégration du modèle.

L'analyse des bilans de chaleur et d'humidité des ébauches de COBEL a permis de quantifier l'impact indirect des perturbations via le processus d'assimilation variationnelle (figure 7 de l'article). Les perturbations croissent au cours d'une simulation, si bien que leurs amplitudes s'amplifient dans l'ébauche simulation après simulation, influençant le processus d'assimilation. Chaque cycle suit sa propre trajectoire suivant le paramètre perturbé.

Dans l'optique de la création d'un système local de prévision d'ensemble (L-EPS : Local Ensemble Prediction System) des conditions LVP à Roissy CDG, certains points et résultats de cette étude sont à considérer :

- la modélisation 1D est peu coûteuse. Le nombre de membres dans l'ensemble peut être grand.
- la portabilité des modèles 1D est un gros avantage dans un contexte opérationnel de prévision de très courte échéance. Le système peut tourner facilement en temps réel sur PC.
- les MF induisent une plus forte dispersion que les IC. La construction à travers l'échantillonnage et/ou la calibration de L-EPS doit en tenir compte, afin qu'un équilibre entre ses deux sources d'incertitude soit trouvé.
- la construction de L-EPS doit aussi considérer la dépendance temporelle de la dispersion. La calibration doit dépendre de l'échéance de prévision.
- si la forme des distributions des incertitudes a été estimée, leurs variances restent encore inconnues. L'amplitude des incertitudes est un degré de liberté permettant d'améliorer l'échantillonnage et/ou la calibration de l'ensemble.
- les perturbations (cycle + et -) agissent de manière dissymétriques sur les prévisions LVP par rapport à la simulation de référence. L'échantillonnage et la calibration de L-EPS doivent tenir compte de cette caractéristique.
- les perturbations affectent également les prévisions à travers un impact indirect sur le système d'assimilation. Chaque membre requiert sa propre chaîne d'assimilation.

Tous ces points doivent guider la construction du système local de prévision d'ensemble.

Chapitre 2

Local Ensemble Prediction System

(LEPS) : construction, calibration et validation

Dans le premier chapitre, j'ai évalué les distributions d'incertitudes sur les paramètres d'entrée de COBEL-ISBA et leurs impacts sur les prévisions LVP sur l'aéroport de Roissy. Cette étape a permis de comprendre l'impact de l'erreur de chaque paramètre sur la prévision, ainsi que sur le système d'assimilation. De plus, l'étude de sensibilité a également permis de dégager des pistes utiles à la construction du système ensembliste.

Dans ce deuxième chapitre, j'aborde la construction, la calibration et la validation du système local de prévision probabiliste (prévision d'ensemble locale) des LVP pour l'aéroport de Roissy.

Les méthodes ensemblistes se basent sur les simulations de modèles numériques, qui à partir d'une analyse de l'état réel de l'atmosphère décrivent l'évolution de l'atmosphère jusqu'à l'échéance temporelle souhaitée. Le lien physique entre l'analyse (équivalent aux prédicteurs) et l'état simulé du phénomène à prévoir (équivalent au prédicteur) est accessible à travers les équations des modèles.

Contrairement aux méthodes statistiques, citées dans l'introduction (MOS-pour Model Output Statistics, ANN-Artificiel Neural Network et les arbres de décision), qui se comportent comme "des boîtes noires" et qui dissimulent le lien physique entre les prédicteurs et le prédicteur, la prévision d'ensemble possède un potentiel diagnostic grâce aux sorties modèles.

Cependant, le nombre de données produites par un système ensembliste est énorme et l'exploitation de ses

résultats demande un effort important de synthèse pour évaluer la prévisibilité d'un phénomène météorologique. En général, cette synthèse de résultats considère une solution moyenne, les solutions extrêmes (espace des solutions possibles, estimation de la dispersion) et les probabilités de franchissement de différents seuils.

*Dans ce chapitre, je présente deux méthodologies de construction d'ensemble local. La première méthode (**méthode globale LEPS**) fournit les informations classiques sur la prévisibilité des LVP (une solution moyenne, les solutions extrêmes et la probabilité de franchissement du seuil LVP). Elle fournit la fonction de densité de probabilité des LVP.*

*La seconde méthode (**méthode décomposée, DEEPS**) est conçue pour fournir une analyse diagnostique plus poussée des résultats de l'ensemble. En effet, l'étude de sensibilité a révélé que la dispersion dépend à la fois du paramètre considéré (IC ou MF) mais aussi de l'échéance de prévision. Il est possible, en exploitant cette double dépendance de la dispersion de l'ensemble, de construire un système capable de fournir à la fois la fonction de densité de probabilité des LVP (probabilité d'occurrence de l'évènement), mais aussi un diagnostic sur les différentes sources d'incertitude. Un tel ensemble pourrait fournir la probabilité d'occurrence de LVP (ex : $p=70\%$ dans 1 heure), et les principales sources d'incertitude du modèle pour la situation météorologique considérée (ex : le forçage advectif car seuls les membres advectifs dispersent).*

2.1 La prévision d'ensemble

2.1.1 La prévisibilité d'un évènement météorologique

Les modèles numériques de prévision du temps sont des outils qui permettent de prévoir l'évolution future de l'état de l'atmosphère. Seulement la prévision du temps futur a ses limites car l'atmosphère est un système chaotique (Lorenz, 1963 et 1969). Les infimes erreurs sur l'estimation initiale de l'état de l'atmosphère (analyses ou encore conditions initiales du modèle) croissent au cours de l'intégration des équations du modèle et finissent par faire diverger sa solution. En effet, les calculs effectués par un modèle numérique voient leur fiabilité diminuer à mesure que leur échéance de prévision augmente.

Ainsi finit-on par atteindre la limite de prévisibilité "brute" d'un modèle. Dans les modèles utilisés en Europe en prévision régionale opérationnelle, la limite de prévisibilité actuelle pour une prévision précise est d'environ 3 jours. Pour prévoir le temps au-delà de cette limite, l'on a recourt à la technique de la prévision d'ensemble qui s'appuie sur la prévision numérique (Toth et Kalnay, 1993, Buizza, 1997 et Atger, 1999). La prévision d'ensemble permet de repousser les limites de la prévisibilité (prévisibilité "élargie") d'un modèle en définissant une échelle d'indices de confiance utile au processus de prise de décisions. Elle permet également de quantifier la qualité des prévisions déterministes grâce aux indices de confiance.

La prévisibilité d'un phénomène météorologique dépend de la nature intrinsèque du phénomène à prévoir et de la performance du modèle. Les phénomènes extrêmes et/ou rares ont par nature une faible prévisibilité car ils sont la conséquence d'une succession de circonstances intervenant sur des échelles de temps et/ou d'espace réduits. De plus, ils ont une fréquence d'occurrence faible et nos bases de données sont peu fournies ce qui limite nos connaissances. On peut difficilement intervenir sur cet aspect naturel de la prévisibilité d'un phénomène. Par contre, on peut améliorer la prévisibilité du phénomène en travaillant sur le modèle, afin de l'améliorer (sa capacité de détection, la description de la physique et de la microphysique, ses calculs numériques...) et d'augmenter ses performances. On peut également augmenter la prévisibilité d'un évènement en passant par des prévisions probabilistes de type ensembliste.

2.1.2 Construction et exploitation d'un ensemble

Les modèles numériques de prévision du temps sont malheureusement imparfaits, ils possèdent deux sources principales d'incertitudes ; les erreurs modèles (approximations au niveau de la dynamique et de la physique, calculs numériques) et les erreurs sur les analyses liées aux observations et au schéma d'assimilation. L'idée dans une technique ensembliste, c'est d'ef-

fectuer un groupe de simulations, ou **ensemble**, à partir de plusieurs états initiaux obtenus en imposant aux données initiales de petites variations et/ou à partir de différentes versions du modèle obtenues en modifiant la physique du modèle. Ces petites variations sont appelées **perturbations** et doivent être correctement échantillonnées en nombre et en amplitude afin de cerner l'intensité de la source d'incertitude. Chaque simulation de l'ensemble définit un **membre** de l'ensemble.

De manière classique, à partir des solutions des membres de l'ensemble, on produit une solution moyenne qui est généralement de qualité supérieure à la solution déterministe (non perturbée) de **référence** (Toth and Kalnay, 1997). La moyenne a tendance à éliminer les composantes imprévisibles et préserve celles qui sont prévisibles. On extrait également les solutions extrêmes qui permettent de définir un espace de solutions possibles, ou encore la **dispersion** de l'ensemble, dans lequel la réalité doit se trouver. Enfin, la probabilité d'occurrence de l'évènement (ou de franchissement de seuil) est obtenue de sa fréquence d'observation parmi les solutions des membres de l'ensemble.

Les ensembles sont généralement sous dispersifs car le nombre de degré de liberté des modèles est largement supérieur au nombre de membres de l'ensemble et l'ensemble n'est pas en mesure de correctement échantillonner toutes les sources d'incertitudes du modèle. Les probabilités **brutes** issues de l'**ensemble brut** sont souvent peu fiables, si bien que l'ensemble doit subir une procédure de **calibration** qui a pour but de fiabiliser les probabilités issues de l'ensemble brut (Atger, 2003). La calibration permet de fiabiliser les probabilités brutes en corrigeant chaque catégorie de probabilité grâce à un apprentissage empirique sur un couple d'échantillons de données prévisions-observations.

2.2 La prévision d'ensemble local

2.2.1 La prévision d'ensemble local dans le contexte aéronautique et les Low Visibility Procedure

Les brouillards sont des phénomènes rares et complexes de part l'interaction des multiples processus physiques responsables de leur formation, maturation et dissipation. Leur prévisibilité est d'autant plus sensible que les échelles spatiales et temporelles en cause dans leur cycle de vie sont fines. L'utilisation d'un modèle colonne (1D), tel que COBEL-ISBA, pour la prévision des LVP (brouillards et plafonds bas) sur l'aéroport de Roissy Charles De Gaulle propose des réponses appropriées au défi de la prévision des LVP. La prévisibilité de COBEL-ISBA

pour la prévision des LVP à Roissy est autour de 4 heures d'échéance de prévision (Bergot, 2007), passée cette limite les taux de fausses alarmes sont supérieures aux taux de détection. La qualité des prévisions LVP a été évaluée sur 3 hivers entre 2002 et 2005 (Bergot, 2007), à 6 heures d'échéance de prévision le taux de détection est de 49% pour un taux de fausses alarmes de 64%.

En suivant le modèle de la prévision d'ensemble classique (3D), la prévision d'ensemble locale a pour objectif de fournir un indice de confiance à une prévision déterministe en estimant la prévisibilité d'un événement. Je construis mon ensemble local à partir des incertitudes, sur les conditions initiales (IC) et les forçages de mésoéchelle (MF), décrites dans le premier chapitre de la thèse. L'hypothèse de "modèle parfait" est faite, l'ensemble ne contient donc pas de membres avec des perturbations sur la physique du modèle. Cette hypothèse est valide pour de courtes échéances de prévision, sur lesquelles l'intégration de différentes versions du modèle avec des perturbations sur la physique divergent peu. Les simulations de COBEL-ISBA sont des 12 heures d'échéance, l'hypothèse de "modèle parfait" est donc considérée comme raisonnable dans un premier temps.

2.2.2 Méthodologies de construction des ensembles

J'étudie deux ensembles, basés sur deux méthodologies de construction différentes :

- **une approche globale (global LEPS)** : où les membres sont non-différenciés et réunis au sein d'un unique ensemble afin d'évaluer la fonction de densité de probabilité (pdf) des LVP.
- **une approche décomposée (DEEPS : Decomposed Ensemble Prediction System)** : où les membres sont différenciés en fonction de certains paramètres. En s'appuyant sur l'étude de sensibilité et l'impact distinct de chaque type de paramètre en fonction de l'échéance de prévision, une hypothèse d'indépendance entre les paramètres (MF, IC, initialisation des nuages bas et couverture nuageuse) est faite. Quatre sous-ensembles sont alors composés ; advectif (avec les membres advectifs et ceux du vent géostrophique), conditions initiales (avec les membres IC du sol et de l'atmosphère), initialisation des nuages bas et couverture nuageuse. L'objectif est d'évaluer la pdf des LVP en combinant l'information provenant de chaque sous-ensemble afin d'identifier les principaux processus qui pilotent le cas LVP. Il est ainsi possible de diagnostiquer l'influence de chaque source d'incertitude en exploitant individuellement l'information provenant de chaque sous-ensemble.

2.3 Évaluation des ensembles et calibration bayésienne (BMA : Bayesian Model Averaging)

Il est rare qu'un ensemble brut soit fiable, il doit alors être calibré afin de réduire les biais de l'ensemble. La calibration est une procédure de correction des probabilités de l'ensemble brut en fonction du comportement et des performances de chaque membre. Une fois l'ensemble constitué, il faut évaluer ses performances en termes d'erreur de la prévision probabiliste, mais aussi de fiabilité et de résolution :

- **L'erreur de la prévision probabiliste** est évaluée à partir du Score de Brier-*BS*- (voir section suivante 2.3.1). Il représente l'erreur quadratique moyenne de la prévision probabiliste et peut être décomposé en trois composantes ; la fiabilité, la résolution et l'incertitude.
- **La fiabilité** indique la capacité du système à fournir les "bonnes probabilités", les probabilités prévues doivent correspondre aux fréquences observées. Par exemple, une fréquence d'observation de 40% est attendue dans l'échantillon pour les cas où des probabilités de 40% sont prévues par le système. La fiabilité est anti-corrélée par rapport au *BS*, plus elle est petite, plus le système est fiable.
- **La résolution** reflète la capacité du système à prévoir les différents types d'évènements et à répartir les prévisions dans les différentes catégories de probabilité. La résolution est positivement corrélée au *BS*, plus elle est élevée, plus le système est performant.
- **L'incertitude** représente la variance des observations. Elle indique la difficulté intrinsèque de la prévision de l'évènement LVP, elle ne dépend donc pas du système de prévision. L'incertitude est aussi le score de Brier de l'échantillon de données, soit le score de la climatologie de l'échantillon.

La résolution n'est pas affectée par la calibration, car c'est une caractéristique intrinsèque de l'ensemble brut, qui reflète sa capacité à prévoir toute la gamme des événements possibles. La résolution dépend surtout de la qualité du modèle numérique, si le modèle est performant la résolution de l'ensemble est bonne.

2.3.1 Le score de Brier

Le score de Brier (*BS*) est communément utilisé pour évaluer la qualité des prévisions probabilistes (Brier, 1950). Il est défini comme étant l'erreur quadratique moyenne de la prévision

probabiliste :

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - o_i)^2 \quad (2.1)$$

où N est le nombre de prévisions, p_i est la probabilité de la prévision et o_i est l'observation de vérification (1 en présence de conditions LVP, 0 sinon). Le BS peut être décomposé en trois composantes ; la fiabilité, la résolution et l'incertitude :

$$BS = BS_{rel} - BS_{resol} + BS_{unc} \quad (2.2)$$

Le Skill Score de Brier (BSS) peut également être calculé en prenant comme référence de comparaison l'incertitude climatologique :

$$BSS = 1 - \frac{BS}{BS_{unc}} \quad (2.3)$$

2.3.2 La calibration bayésienne (BMA : Bayesian Model Averaging)

La calibration bayésienne est utilisée dans cette étude pour fiabiliser les probabilités des ensembles locaux, cette méthode est décrite dans l'article de Raftery et al. (2005). Dans tout ensemble, il existe un membre plus performant que les autres, seulement il est a priori impossible de dire lequel. La méthode BMA, en faisant un apprentissage sur un échantillon de données, déterminera les membres les plus fiables pour la prévision des LVP. Elle attribuera alors un poids à chaque membre afin de calibrer l'ensemble, la BMA prend en compte tous les membres pour le calcul des poids relatifs. Ainsi dans cette méthode, chaque membre de l'ensemble a une identité qui lui est propre qui le distingue des autres. La distribution de la variable à prévoir est connue, si bien que la forme globale de la distribution autour de chaque prévision est connue. C'est l'apprentissage BMA, sur un échantillon de calibration observation-prévisions issues de l'ensemble, qui permet de déterminer les caractéristiques relatives des distributions des différents membres de l'ensemble, ainsi que leurs poids relatifs. Soit un ensemble de K membres dans un échantillon d'apprentissage LVP^T , la fonction de densité de probabilité $p(LVP)$, est alors

$$p(LVP) = \sum_{k=1}^K p(LVP | M_k) p(M_k | LVP^T) \quad (2.4)$$

où $p(LVP | M_k)$ est la pdf prévue par le membre M_k et $p(M_k | LVP^T)$ est la probabilité conditionnelle du membre M_k , sachant son efficacité sur l'échantillon d'apprentissage. La somme des probabilités conditionnelles doit être égale à 1, $\sum_{k=1}^K p(M_k | LVP^T) = 1$.

2.3.3 Les données de validation

Les ensembles, dans leurs configurations de base, se composent de 30 membres avec des perturbations sur les IC et les MF. Les membres ont été obtenus en effectuant des simulations de COBEL-ISBA sur l'aéroport Charles de Gaulle au cours de trois hivers entre 2002 et 2005. Des simulations de 12 heures ont été effectuées avec une fréquence tri-horaire (soit environ 1200 simulations par hiver). Pendant la même période, des observations ont été collectées sur le site et la validation des résultats du système par les observations est faite sur des intervalles de temps de 30 minutes. Les données des deux premiers hivers sont utilisées pour l'apprentissage des poids par la BMA et l'hiver 2004-2005 est réservé pour la validation des ensembles. La dispersion des prévisions LVP dépend de l'échéance de prévision (Roquelaure et Bergot, 2007), par conséquent les poids BMA sont également calculés en fonction de l'échéance de prévision. Dans l'approche globale, les 30 membres sont calibrés ensemble alors que dans l'approche décomposée, la calibration BMA est appliquée à chaque sous-ensemble.

2.4 L'article ; A local Ensemble Prediction System (LEPS) for fog and low clouds : construction, Bayesian Model Averaging calibration and validation

L'article révisé, soumis en 2007 au Journal of Applied Meteorology and Climatology.

A Local Ensemble Prediction System (L-EPS) for fog and low clouds: construction, Bayesian Model Averaging calibration and validation.

Stevie ROQUELAURE and Thierry BERGOT

GAME/CNRM (Météo-France, CNRS) Toulouse - France

*corresponding address : S. Roquelaure, CNRM/GMME, 42 Av Coriolis, F-31057 Toulouse Cedex,
France*

stevie.roquelaure@cnrm.meteo.fr

thierry.bergot@meteo.fr

ABSTRACT

On main international airports, air traffic safety and economic issues related to poor visibility conditions are crucial. Meteorologists face the challenge of supplying airport authorities with accurate forecasts of fog and cloud ceiling. These events are difficult to forecast because conditions evolve on short time and space scales during their life cycle. In order to obtain accurate forecasts of fog and low clouds, the COBEL-ISBA -COde de Brouillard à l'Echelle Locale (Local scale fog code)- local numerical forecast system has been implemented at Paris Charles de Gaulle (CdG) international airport. However, even with dedicated observations and initialization, uncertainties remain in both initial conditions and mesoscale forcings. A Local Ensemble Prediction System (L-EPS) has been designed around the COBEL-ISBA numerical model and tested to assess the predictability of Low Visibility Procedures events; defined as a visibility under 600m and/or ceiling under 60m. This work describes and evaluates a local ensemble strategy for Low Visibility Procedure prediction. A Bayesian Model Averaging method has been applied to calibrate the ensemble. The study shows that the use of L-EPS for specific local event prediction is well adapted and useful for low visibility prediction in the aeronautic context. Moreover, a wide range of users, especially those with low cost-loss ratios, can expect economic savings with the use of this probabilistic system.

1 Introduction

In the sixties, studies by Lorenz (1963, 1969) revealed the chaotic nature of the atmosphere. In the context of numerical prediction, small errors in initial conditions grow inexorably to affect the predictability of the weather. Even with perfect numerical models, beyond a certain limit in time, any single deterministic forecast becomes useless. One way of circumventing this problem is to use ensemble forecasts. The first benefit of ensemble forecasting is to help forecasters predict the likelihood of unusual events like fog. The use of ensemble is a practical way of estimating the uncertainty of a weather forecast. An ensemble forecast system is composed of multiple individual numerical forecasts (members) generated from a set of different initial conditions and/or different numerical configurations (Leith, 1974). Thus, probabilistic forecasts can be obtained from the relative frequencies of events represented in the ensemble.

In the early nineties, thanks to the increase in computer power resources, the interest for ensemble forecasting techniques awoke and the production of probabilistic forecasts began to emerge. As a result, Ensemble Prediction Systems (EPS) are now widely used operationally in meteorological centers around the world like NCEP (National Center for Environmental Prediction) in the United States (Toth and Kalnay, 1993), the ECMWF (European Center for Medium-Range Weather Forecasts) in Europe (Buizza, 1997 and Buizza and Palmer, 1998) or the MSC (Meteorological Service of Canada) in Canada (Houtekamer and Lefaivre, 1997). Techniques have been developed in these centers, first for medium-range forecasts (3 to 7 days) and later for short-range forecasts (12-72h). The originality of the present study lies in the fact that a local ensemble forecast system is designed for the very short term forecasting (0-12h) of specific conditions such as fog and low ceiling conditions at a local airport area (some preliminary work of Stessel et al., 2000). The local ensemble system is based on an one-dimensional model forced with specific mesoscale forcings provided by a 3D Numerical Weather Prediction (NWP) model, along with a 1D-variational assimilation scheme forced by dedicated on-site observations.

Despite all the improvements in horizontal and vertical resolutions and the physics of 3D NWP models, prediction of fog and low clouds still remains a challenge. As fog events occur on relatively small space and time scales, forecasters are faced with the very difficult task of having to formulate space/time specific and skillful forecasts. Murphy (1991) discussed the scientific and economic reasons for using probabilistic forecasts for prediction of rare and severe weather. In the context of forecasting such events, forecasters have to formulate judgements regarding the

likelihood of occurrence of the events of interest. Following this procedure, these forecasts are typically biased because they mostly rely on the subjective judgment of forecasters, thereby possessing an inherently probabilistic nature. An explicit probabilistic forecast can provide a fair estimation of the risk that an event occurs and users should be able to take advantage of this objective forecast depending on their needs.

Over main international airports, aviation forecasters have to deal with rare events like fog and forecast the complete lifecycles of low clouds. In practice, at Paris Charles de Gaulle international airport, adverse ceiling and visibility conditions (visibility under 600m and/or ceiling below 60m) lead to the application of Low Visibility Procedures (LVP). The LVP application reduces the airport efficiency for take-off/landing by a factor of 2, causing aircraft delays. For these reasons airport authorities require skillful local predictions of LVP to efficiently manage air traffic in a safe manner. As a part of the operational process, a local (1D-one dimensional) approach has been implemented in 2005 at Charles de Gaulle airport to provide fog and low clouds life cycle forecasts (Bergot et al, 2005). The 1D COBEL model (Bergot, 1993) coupled with ISBA (Boone et al., 2000; Boone 2000) is used together with a 1D variational assimilation approach based on local observations.

The goal of this study is to develop a Local-Ensemble Prediction System (L-EPS) around COBEL-ISBA to estimate the likelihood of LVP occurrence at Charles de Gaulle airport. An evaluation of the predictability of local Low Visibility Procedure (LVP) conditions is obtained. Ensemble prediction is usually performed by running 3D NWP models. In this work, we propose a novel implementation of this technique to a local framework. In the next sections we will describe L-EPS from its construction to its validation. Section 2 will present the construction of the ensembles used in the study. Section 3 will describe the Bayesian Model Averaging (BMA) calibration applied to the ensembles to improve reliability. Section 4 and 5 are dedicated to the validation of L-EPS. And finally, section 6 summarizes the results and concludes on L-EPS ability and efficiency for LVP prediction.

2 The determinisctic local forecast system, uncertainties and sensitivity

2.1 The COBEL-ISBA numerical prediction system

In a local approach, an one dimensional numerical model is used to describe the evolution of the boundary layer whithin a representative column of the atmosphere. These 1D numerical modelling strategies seem to be an interesting alternative for forecasting small time and space scale meteorological events. The mesoscale influences are considered by including mesocale forcings into the column during the simulations. Thus, local approaches requires two kind of inputs; initial conditions (mainly atmospheric temperature and humidity profiles and soil temperature and water content profiles) and mesoscale forcings (mainly advection profiles and cloud cover). Currently, local approaches to forecast the fog and low cloud life cycles are used operationally at San Francisco airport (Clark, 2002) and at Paris Charles de Gaulle airport (Bergot et al. 2005). The same kind of strategy has been tested in the US northeastern coast within the framework of the US Federal Aviation Administration ceiling and visibility project (Herzegh et al. 2002).

The focus of this work is on the numerical prediction method used at Charles de Gaulle airport, which has some specific characteristics:

- The 1D high-resolution COBEL -COde de Brouillard à l'Echelle Locale (Local scale fog code)- atmospheric model (Bergot, 1993 ; Bergot and Guédalia, 1994) coupled with the multilayer surface-vegetation-atmosphere transfer scheme ISBA -Interaction Soil Biosphere Atmosphere (Boone et al., 2000; Boone 2000);
- Specific observations from a 30m-high meteorological tower (atmospheric temperature and humidity, shortwave and long wave radiation fluxes) and soil measurements. These observations allow a better description of the vertical structure of the boundary layer as well as the soil characteristics. They are used in a local assimilation scheme to construct initial conditions, based on a 1D-var-assimilation scheme together with a specific fog and low cloud initialization;
- The mesoscale influences are integrated at the local scale by taking the horizontal temperature and humidity advections, the geostrophic wind and the cloud cover from the Météo-France operational NWP model Aladin (see <http://www.cnrm.meteo.fr/aladin/>).

Then, COBEL-ISBA inputs are the atmospheric temperature and humidity profiles from the 1D-Var system, the geostrophic wind profiles, advection profiles, cloud cover and the soil temperature and water content profiles. The model computes the following outputs: the atmospheric temperature and humidity profiles, the wind profiles, the turbulent kinetic energy profile, the atmospheric liquid water profile from which the visibility is diagnosed.

2.2 Estimation of uncertainties and forecast sensitivity

Despite the care provides for initializing the COBEL-ISBA through the 1D-var-assimilation of on-site observations, together with a fog and low cloud specific initialization, uncertainties still remain on both initial conditions and mesoscale forcings. These uncertainties have been evaluated and quantified in a previous paper (Roquelaure and Bergot, 2007). The results are summerized in the next subsections.

2.2.1 Input parameters

Mesoscale forcing uncertainty computation is based on a spatio-temporal strategy, under the hypothesis that uncertainty is correlated with the "intrinsic" variability of the 3D NWP model Aladin. The model variability is assessed in both space and time. The spatial variability is evaluated by comparing the forecast over an area of 3x3 grid points. This area is representative of homogeneous surface conditions around the study area. The temporal variability is evaluated by comparing four Aladin runs (0, 6, 12 and 18 UTC) for the same verification time. At the end of this two step procedure, the variability in both space and time is used to estimate the distribution of uncertainties on mesoscale forcings.

Initial condition uncertainties are estimated from errors on the observations for the soil and the lower part of the atmosphere where site observations are available (below 30m). At higher elevations, output from NWP model Aladin are used to provide both temperature and humidity profiles. Uncertainties are assessed with the spatio-temporal methodology described above for mesoscale forcings.

2.2.2 Forecast sensitivity summary

At this location the impact of these uncertainties on COBEL-ISBA forecasts has been evaluated during the 2002-2003 winter season (Roquelaure and Bergot, 2007). The study has shown the time dependency of forecast dispersion (figure 1). The impact of uncertainties on initial conditions decreases during the first hours of the simulation (0 to 6h), whereas the dispersion created by mesoscale forcings become more important in the second half of the simulation (6 to

12h). The cloud radiative impact on dispersion is felt throughout the 12 hour forecast period, as well as low cloud initialization. A heat and humidity budget analysis applied on the guess field has permitted the quantification of the indirect impact of perturbations on the variational data assimilation scheme. Perturbations grow during the cycle and "feed" subsequent analyses through the assimilation process. Errors in the model initialization and forcing therefore propagate throughout the assimilation-forecast cycle.

3 Construction of the ensembles

3.1 Overview on ensembles

Ensemble prediction techniques are designed to estimate the level of confidence on a particular forecast. Theoretically, the goal is to make an explicit computation (through the Liouville equations) of the probability density function (pdf) of a forecast from the pdf of the initial state (Ehrendorfer 1994). Ideally, multiple perturbed initial states, derived from a reference initial state represent the pdf of the initial state pdf. However, even in a local approach, multiple model integrations of these perturbed states are costly and become rapidly prohibitive if one wants to obtain a complete description of the forecast pdf. Therefore, the pdf has to be approximated using a finite sample of forecast scenarios.

The sampling strategy is based on perturbations of initial conditions and mesoscale forcings. Ensembles are built under the "perfect model" assumption since the model physics are not perturbed. In a perfect ensemble system, forecasted probabilities are reliable since they match the observed frequencies in a data sample. In practice, ensemble systems are not perfect mainly because of an unperfect model and sampling problems. As a consequence ensemble members are not equiprobable and the rough ensemble probabilities are not reliable. A calibration technique is used to circumvent this problem and increase the ensemble reliability. The calibration corrects the forecasted probabilities by an apprenticeship on a training data set.

3.2 Ensemble approaches: Global vs. Decomposed

Two methodologies of ensemble construction have been tested in this study (figure 2). On the one hand, a **Global ensemble** has been designed. All members are grouped in one single ensemble and the calibration method is applied jointly on all members (N). This approach allows the prediction the LVP pdf and therefore provides a probability of LVP occurrence. Each member has its own assimilation cycle (table 1).

On the other hand, **Decomposed ensemble** is also evaluated following the results of the sensi-

tivity study. The N members are split into four sub-ensembles following the parameter which is perturbed and the calibration is applied within each sub-ensemble (table 1). The mesoscale forcing sub-ensemble contains advection and geostrophic wind members plus the reference member (deterministic run). The initial condition sub-ensemble regroups all members with atmospheric and soil perturbed initial conditions, plus the reference. The fog/stratus initialization sub-ensemble regroups the members with perturbed fog/stratus top or base, plus the reference. The cloud cover sub-ensemble contains members with perturbed cloud cover plus the reference member. This is reasonable tact to take since the dispersion of COBEL-ISBA LVP forecasts depend upon both the time of the forecast as well as the parameter being considered. This result suggests that a decomposed approach can provide the LVP pdf but also a forecast diagnosis following each parameter and identify the physical drivers of a given meteorological situation. The decomposed ensemble could have the potential to indicate the sources of uncertainty in the forecast. Each member also has its own assimilation cycle

4 Ensemble calibration

4.1 The Bayesian Model Averaging calibration

The calibration technique for the global L-EPS and DEEPS sub-ensembles follows the Bayesian Model Averaging (BMA) method described in Raftery et al. (2005). The main idea underlying the BMA is that in any ensemble forecast there is a "best" member, but we do not know which one it is. The BMA is going to learn from a training data set which members are the most efficient for the prediction of any quantity X (*LVP* in our case). Thanks to the apprenticeship, the BMA method will assign a weight to each member to improve the ensemble reliability. As a consequence each member is clearly identify and have its own caracteritics. If K members are available in the training data set X^T , BMA takes into account all members to learn about member efficiency in forecasting X . The law of total probability states that the forecast probability density function (pdf), $p(X)$, is given by

$$p(X) = \sum_{k=1}^K p(X | M_k) p(M_k | X^T) \quad (1)$$

where $p(X | M_k)$ is the forecast pdf based on member M_k and $p(M_k | X^T)$ is the posterior probability of member M_k being correct on the training data. These posterior probabilities have to sum up to one, $\sum_{k=1}^K p(M_k | X^T) = 1$ and they can be interpreted as weights.

4.2 Estimation of BMA weight by maximum likelihood: the EM algorithm

The BMA weights $w_k, k = 1, \dots, K$ are estimated by maximum likelihood from the training data (Fisher, 1922). The maximum likelihood estimator is the value of the parameter that maximizes the likelihood function, that is, the value of the parameter under which the observed data were most likely to have occurred.

The log-likelihood function is generally maximized instead of the likelihood function itself for algebraic simplicity and to ensure numerical stability. Assuming independence of forecast errors in space (s) and time (t), the general formulation for a variable X is:

$$l(w_1, \dots, w_k, \sigma^2) = \sum_{s,t} \log \sum_{k=1}^K w_k p_k(X_{st} | f_{st}) \quad (2)$$

For LVP forecast, the formulation is easier since prediction is local and the pdf $p_k(X_{st} | f_{st})$ is discrete and takes only two values: 1 for a hit (LVP is observed and forecasted or LVP not observed and not forecasted) and 0 for a miss (LVP is not observed and forecasted or LVP observed and not forecasted). The log-likelihood function is maximized by the Expectation-Maximization (EM) algorithm (Dempster et al. 1977; McLachlan and Krishnan, 1997).

The EM algorithm is iterative and alternates between the E and M steps. It starts with an initial guess for the weights. In the E step, the unobserved quantities z_{kt} are estimated from the guess and in the M step, the weights are reestimated given the current values of the z_{kt} . For BMA model given by equation (1), the E step is

$$z_{kt}^{(j+1)} = \frac{w_k^{(j)} p^{(j)}(X_t | f_{kt})}{\sum_{l=1}^K w_l^{(j)} p^{(j)}(X_t | f_{lt})} \quad (3)$$

where the superscript j refers to the j th iteration of the algorithm, $w_k^{(j)}$ refers to w_k at this iteration.

The M step is then the estimation of w_k using as weights the current estimates of $z_{kt}^{(j+1)}$ and n is the number of cases in training set;

$$w_{kt}^{(j+1)} = \frac{1}{n} \sum_t z_{kt}^{(j+1)} \quad (4)$$

4.3 Ensembles and verification data set

The test ensemble configuration consists of 30-member forecasts with perturbations on initial conditions and mesoscale forcings. Table 1 lists the 30 members. COBEL-ISBA members have been obtained by running the model at Charles de Gaulle airport during three winter seasons from 2002 to 2005. 12-hour runs have been performed with a 3-hour data assimilation frequency (about 1200 runs per winter). Observations have been collected during the same

period and validation of model forecast with observations was performed by considering 30-minute time intervals. The first two winters are used for BMA weights computation and the last winter (2004-2005) is kept for validation in order to preserve the independence between the training and the verification data sets.

Dispersion of LVP forecasts has been shown to be dependent on forecast time (Roquelaure and Bergot, 2007), as a consequence BMA weights are also going to be computed as a function of the forecast time. However, LVP events are rare, the climatology frequency of LVP events is about 6% during winter 2004-2005 (climatology frequency of the training data is also 6% for winters 2002-2003 and 2003-2004). Because of this low climatological frequency, BMA weights have been computed by regrouping 30-minute training data into time intervals of 3 hours to increase the number of observed LVP in each time interval (0-3h, 3-6h, 6-9h and 9-12h).

In the global ensemble, the 30 members are calibrated together whereas in the decomposed ensemble, four ensemble blocks of members are composed and BMA calibration is applied within each sub-ensemble (table 1).

4.4 Scores for validation: the Brier Score

One of the most common measures of accuracy for verifying two-category probabilistic forecasts is the Brier Score (Brier, 1950). The Brier Score (BS) is used to evaluate an ensemble skill. It is defined as the mean square error of the probability forecast:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - o_i)^2 \quad (5)$$

where N is the number of forecasts, p_i is the forecast probability and o_i is the verifying observation (1 if LVP occurs, 0 if it does not). The Brier Score can be decomposed into three components; reliability, resolution and uncertainty (Wilks, 2006):

$$BS = BS_{rel} - BS_{resol} + BS_{unc} \quad (6)$$

where

$$BS_{rel} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^T n_k (p_k - \bar{o}_k)^2 \quad (7),$$

$$BS_{resol} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^T n_k (\bar{o}_k - \bar{o})^2 \quad (8),$$

$$BS_{unc} = \bar{o}(1 - \bar{o}) \quad (9).$$

When a sample of N forecasts has been divided in T categories, each comprising n_k forecasts of probability p_k , o_k being the observed frequency when the forecast was lying in that category and \bar{o} is the observed frequency in the whole sample.

The Brier Skill Score (BSS) can be defined as

$$BSS = \frac{BS_{unc} - BS}{BS_{unc}} \quad (10),$$

The Brier Skill Score equals 1 for a perfect forecast and 0 for a climatological forecast and each component can be described as followed:

- **Reliability** (BS_{rel}) indicates the ability of the system to forecast accurate probabilities. Forecasted probabilities have to match observed frequencies. For example, an observed LVP frequency of 40% in a sample is expected when a 40% probability is issued by the system. The reliability is negatively oriented as the brier score, the lower the better.
- **Resolution** (BS_{resol}) reflects the ability of the system to differentiate between the different categories, whatever the probabilities. The resolution is positively oriented, the higher the better.
- **Uncertainty** (BS_{unc}) is the variance of observations. It indicates the intrinsic difficulty of forecasting the event and does not depend on the forecast system. Uncertainty is also the probability score of the sample climatology forecast.

5 Results: validation of the ensembles

5.1 Skill of the 30-member ensembles

The brier score and its decomposition into reliability, resolution and uncertainty, are analysed to assess the ensemble skill (figure 3). The uncertainty part of the brier score, which is the probability score obtained only with the LVP sample climatology information (so it does not depend on the forecast system), is a natural basis for comparisons with the ensemble probability scores (figure 3a). The uncalibrated ensemble provides a better forecast than the climatology up to 5h. Beyond this forecast time, it produces higher errors than the climatology (figure 3a). For the decomposed approach (DEEPS: DEcomposed-EPS), the brier score is slightly worse than the uncalibrated ensemble. Nevertheless, the forecast performance is better than the climatology forecast up to 4 hours. Conversely, the global approach (LEPS) provides a more suitable forecast than a forecast based only on climatological information during 12 hours forecast and the mean improvement on the brier score is 19.61%. For very short term forecasts (between 0 to 3

hours) the mean improvement on the brier score is 45.86% compared to the climatology (Table 3).

Most of the improvements on the brier score due to the calibration come from the reliability part of the score (figure 3b). The reliability of the global LEPS tends to a maximum value at 0.006, whereas DEEPS reliability saturates at 0.015 and the uncalibrated ensemble at 0.013. The BMA calibration is clearly efficient in the global approach, but not in the decomposed one. Over the 12 hour forecast, LEPS reliability is improved by 45.74% on average by the BMA calibration whereas the calibration does not improve DEEPS reliability, which is on average worsened by 14.49%.

The calibration is applied to improve ensemble reliability and is not supposed to impact negatively the ensemble resolution. Actually, if the uncalibrated ensemble is able to capture reality by providing all range of probabilities, there is no reason that a calibration method changes this "natural intrinsic characteristic" of the uncalibrated ensemble. Figure 3c confirms that resolution is not affected by the calibration and all ensembles have about the same resolution.

5.2 Impact of the BMA calibration on the ensembles

Figure 3b has shown that calibration has successfully improved reliability for LEPS but it has failed for DEEPS. BMA weights computed in both ensembles are examined in the next subsections to understand these different behaviors. The BMA method evaluates the weights in light of the predictive information from all members.

In two-category forecasts (yes-no, with two values 1 or 0), like here for LVP forecasts, the pdf of each member is discrete instead of being continuous like for more usual variables (for example gaussian distribution for temperature). For a classical variable (i.e. temperature) the BMA pdf is a weighted sum of all pdf members. But in binary cases such as LVP forecasts, the distinction between member solutions become impossible when for example all members predict a fog. The BMA method can only distinguish the relative frequency of each member to give the right forecasts over the training data for each forecast time period. Members which give similar information are ignored and are typically assigned weights equal to zero. But the strengths of the BMA method is the robustness of the weight computation algorithm and its simplicity in the case of binary forecasts.

However, the BMA calibration can be affected by both "overfitting" of the data occurring and co-linearity between members in the training data (Wilson and al., 2007). Overfitting occurs when the training data sample is too small. It damaged the relationship between independent data despite improving the fit relationship with the training data. Co-linearity of members

occurs when ensemble members are not independent in the training data and pointing out failure of the ensemble sampling. Small data induce co-linearity which lead to de-weighting and exclusion of information from members (Hamill, 2007).

5.2.1 BMA weights for the global LEPS

Figure 4a shows the BMA weights over 5% in the global approach. Only 8 of the 30 members have a contribution over 5% on at least one of the four 3-hour time periods. The BMA selects among the 30 members the best ones in the reliability meaning and split the weight between these members.

It is also shown that weights evolve with the forecast time. This result is in agreement with the conclusions of our prior study on LVP forecast sensitivity: initial condition members related to fog/stratus initialization prevail (the maximum weight contribution is around 42%) during the first 6 hours and decrease rapidly afterwards. The weight of the mesoscale forcing members, especially humidity advections, increases during the run and becomes dominant between 6 and 12 hours (the maximum weight contribution is around 52%). Cloud cover members act throughout the 12-hour run.

Initialization and mesoscale forcing members balance each other during the 12 hour run. The most reliable initialization member prevails in the first half of the run. But as the forecast evolves, mesoscale forcing effects accumulate and finally the most reliable mesoscale forcing member takes over the perturbed initialization member in the second half of run.

Most of the weights are nil revealing the co-linearity between some ensemble members related to the fact that the training data is small. However, in the global approach the BMA calibration still manages to improve significantly the reliability (45.74% in average over the 12h forecast period). Thanks to the variety of physical processes perturbed in the ensemble, some members can have totally different trajectories around the reference trajectory and the BMA calibration is efficient.

5.2.2 BMA weights for DEEPS

Only the BMA weights supplied by the 12-member mesoscale forcing sub-ensemble are shown (figure 4b), but conclusions are valid for the three other blocks. Almost all members in the block contribute, the relative contributions of the members are lower than those in LEPS. 7 out of the 12 members have a weight above 5%. The BMA assigns a weight to each member of the block but they remain quasi-constant in time. This behaviour is due to the co-linearity of members. Each sub-ensemble is composed of members with the same physical parameter per-

turbed. Despite the sampling the members are still too dependant. As a consequence weights are lower (weight contribution under 30%) than the main weights in the LEPS calibration and they are also quasi-constant during the run.

The training data sample is too small to recalibrate the four sub-ensembles together in order to balance parameter block effects, like in the global LEPS where initial conditions and mesoscale forcings balance each other. As a consequence, the calibration is applied within each block, afterward the blocks are assumed equiprobable. Each sub-ensemble suffers from too much dependency of its inner members therefore calibration in all the sub-ensembles fails to improve the basic skill of the uncalibrated ensemble.

Individual scores of each sub-ensemble are analyzed in figure 5 in order to understand each block contribution. Firstly, the mesoscale forcing block presents a brier score comparable with the climatology uncertainty and the uncalibrated ensemble brier score between 3 and 12 hours. All other brier scores are higher than the climatology uncertainty past the third forecast hour (figure 5a). Secondly, resolutions vary significantly after 2 hours of simulation. Depending on the perturbed parameter (or perturbed physical process), a block can capture the event or not because of the decomposition strategy. Consequently, sub-ensembles have less potential regarding the resolution than the global LEPS (figure 5c). Resolutions in sub-ensembles are lower than in the LEPS within a range of 30%.

The mesoscale forcing block that includes the advection members has by far the best reliability score. It is due to the fact that the impact of advection perturbations is felt throughout the run, run after run and the boundary layer structure is affected by advection processes even when fog or low cloud do not appear. Therefore the assimilation process is strongly influenced through the guess field by advection perturbations (Roquelaure and Bergot, 2007). This interaction between the advection perturbations and the 1D data-assimilation reduces the dependency between the advection members and it is responsible for the higher skill of the mesoscale forcing block.

5.3 Ensemble sampling sensitivity

In this local approach, the 30-member ensemble has been constructed by perturbing initial conditions and mesoscale forcings as described in Roquelaure and Bergot (2007). In order to test this sampling representativity, a 54-member ensemble has been built by adding perturbations up to 2 standard deviations (table 2) to the original 30-member ensemble. Tables 3, 4 and 5 summarize the skill of the global LEPS for LVP prediction at Paris Charles de Gaulle airport.

Mean scores for the 12 hour forecast period as well as for the first three hours of forecast are presented since high quality very short term forecast are of particular interest for airport management.

The 30-LEPS and the 54-LEPS have the same overall skill. As a result there is almost no improvement on the brier score between both LEPS (table 3) either for very short time (0.59%) or during the 12-hour forecast period (0.25%). However, improvements appear with the decomposition of the brier score.

Firstly for very short term forecast (0-3h), the calibration in the 54-member ensemble leads to a 40.54% improvement on the reliability whereas the calibration in the 30-member ensemble improves the reliability by 25.12%. This result suggests a better sampling of the 54-member ensemble. The uncertainties seems to be more representative in the 54-member ensemble than in the 30-member ensemble and the calibration leads to a better reliability. Actually, the uncertainties of the atmospheric profiles were underestimated in the 30-member ensemble, this is shown by the better results of the initial conditions sub-ensembles of the 54-DEEPS compared to 30-DEEPS in appendix B.

Secondly, the calibration leads to a better resolution in the 54-member ensemble, especially for longer forecast times (9-12h) where there is an improvement of 18.28% whereas the calibration slightly worsens the resolution in the 30-member ensemble by 1.75%. Moreover for longer term forecast (9-12h), the 54-LEPS reaches a 28.57% improvement compared to the 30-LEPS. This result also confirms a better sampling representativity in the 54-member ensemble (see the improvements of the initial conditions sub-ensembles of the 54-DEEPS compared to 30-DEEPS appendix B). As a result, the 54-member ensemble is able to capture more events than the 30-member ensemble.

As a consequence of its better sampling representativity, the 54-member ensemble will be analysed in the next sections to demonstrate its operational capabilities and its benefits over a deterministic forecast. Despite the negative consequences of using a small training data sample, the global LEPS ensemble methodology has been successful and the BMA calibration has improved the basic skill of the uncalibrated ensembles. However since we are dealing with prediction of a rare event, the robustness of the results will have to be confirmed in the future using larger data samples especially for longer forecast times (6-12h) where few forecasts are issued with high probabilities.

6 LEPS operational characteristics and economic value

6.1 The 54-LEPS versus the reference deterministic forecast

In this subsection, the 54-LEPS is compared to the reference deterministic forecast to quantify the advantage of using an ensemble probabilistic forecast. Figure 6 compares the Brier Score, the reliability and the resolution of the 54-LEPS and the reference deterministic forecast. The Brier Score is not particularly adapted for the evaluation of deterministic forecasts, however a deterministic can be viewed as a probabilistic forecast with only two categories; 0 and 100%. The interpretation of the scores should take into account the different natures of a deterministic forecast versus probabilistic ones. The Brier Score results indicate that the 54-LEPS is better than the reference by 7.7% on average over the 12-hour forecast period (figure 6a). For very short term prediction (0-3h), the improvement is 20% on average.

Figures 6b (reliability) and 6c (resolution) have to be analysed together because of the different natures between deterministic and probabilistic forecasts. Since the ensemble is designed to forecast the LVP likelihood, the ensemble probabilistic system should have a better resolution than deterministic forecasts to be valuable. Figure 6c shows that this is the case and LEPS resolution is superior to the reference by 93% on average for the 12-hour forecast period. As a consequence LEPS is able to detect significantly more cases than the reference deterministic forecast, especially for longer term forecasts (9-12h) where the mean improvement is 189%. However, still due to their probabilistic nature LEPS forecasts are less reliable than the reference with reliability worsened by 210% on average over the 12-hour forecast period. Firstly, this result can be explained by the fact that LEPS forecasts more fog cases therefore taking more risks of producing false alarms. Secondly, a good reliability score is obtained when all the probability categories match the forecasted probabilities. This requirement is easier to reach for the deterministic forecast, leading to a better reliability than LEPS. However, the improvement on resolution dominates on the overall score, showing the added-value of 54-LEPS forecasts over deterministic forecasts.

6.2 The LVP forecast efficiency: pseudo - Relative Operating Characteristics curve (pseudo-ROC)

The pseudo-ROC curves provide an efficient way of representing the quality of dichotomous, categorical and also probabilistic forecasts. The method is based on ratios that measure the proportions of LVP events and nonevents for which warnings were provided. It evaluates the skill of the forecast system by comparing the Hit Rate (HR) and the pseudo-False Alarm Rate

(pseudo-FAR) of LVP events for different thresholds.

For this study, four thresholds have been chosen $P>90\%$, $P>50\%$, $P>20\%$ and $P>0\%$. The pseudo-FAR is computed as the ratio of forecasted and unobserved cases over LVP forecasted cases. This calculation removes the impact of the "no-no good forecasts" (no LVP forecasted and no LVP observed), which mostly dominates the data sample for rare events, and hides the true skill of the LVP forecast system. The HR is computed as the ratio of forecasted and observed cases over LVP observed cases. If a is the number of observed and forecasted events, b is the number of not observed and forecasted events, and c is the number of observed and not forecasted events, HR and pseudo-FAR (also called false alarm ratio) are defined by equations 11 and 12:

$$HR = \frac{a}{a + c} \quad (11); \quad pseudo\ FAR = \frac{b}{a + b} \quad (12)$$

Figure 7 shows again the advantage of using probabilistic forecasts instead of the reference deterministic forecasts which lie on the curves for both the 54-member uncalibrated ensemble and the 54-LEPS or below at any forecast time. The user can chose between two options according to his needs. Either he can decide to be very conservative and take protective measures for low probability thresholds (like $P>20\%$). This is possible because the probabilistic forecast has higher detection capabilities than the deterministic one but with more false alarms. Or the user can be less conservative and implement measures only when he has a good confidence on the forecast with high probability thresholds (like $P>90\%$). This strategy is also possible since the probalistic forecasts can provide high probabilities with a significant hit rates but also with less false alarms than the deterministic forecast between 0 and 6 hours of forecast. In a representative ensemble (with an adequate sampling), the mean solution of the ensemble eliminates the unpredictable components in the ensemble and preserves the predictable ones. Therefore, the ensemble mean is a more reliable deterministic forecast than the reference forecast. The pseudo-ROC curves display the mean statistics of LEPS over the 2004-2005 winter season for the 8 daily runs (0, 3, 6, 9, 12, 15, 18 and 21 UTC). Moreover, statistics are analysed according to four forecast time periods 0-3h, 3-6h, 6-9h and 9-12h and results are summarized as follows:

- **LEPS forecast quality between 0-3h:** The 54 uncalibrated and calibrated (54-LEPS) ensembles are close, both ensembles are skillful with much higher HR than pseudo-FAR since the calibration improves significantly the reliability for this forecast period. The 54-LEPS is able to predict about 82% of the events with the lowest probability threshold $P>0\%$. Ensemble means which are the ensemble mean cloud base heights (cloud base height is 0 meter in case of fog) and the single reference forecast lie on pseudo-ROC curves. The ensemble mean is reliable deterministic forecast and offers an good ratio be-

tween the HR and the pseudo-FAR, respectively 48 and 16% compared to 66 and 35% for the reference forecast.

- **LEPS forecast quality between 3-6h:** Both ensembles (calibrated and uncalibrated) give information on LVP predictability (confidence on the reference forecast) compared to the reference run. The ensemble mean becomes more and more useful with a much lower pseudo-FAR than the reference forecast (pseudo-FAR of 38% compared to 59% for the reference forecast).
- **LEPS forecast quality between 6-12h:** As the forecasts evolve, the spread increases and high probabilities are difficult to obtain because the data sample is not large enough to contain a wide variety of cases. Thus, few high probabilities are issued by the systems for long term forecast. However, the ensemble spread allows a large potential of LVP detection. Relying on the information given by the ensemble mean for forecast times between 6 and 12 hours is valuable because its pseudo-FAR is still under 40%. Lower probabilities still bring a positive information compared to the reference forecast.

6.3 L-EPS economic value: a simple cost-loss decision model

A simple cost-loss model can be applied to this context of local LVP probabilistic forecasts (Zhu et al., 2002 and Richardson, 2003). Consider a user or decision-maker whose activities are sensitive to LVP forecasts. If the event occurs and the user has not taken any preventive action then he suffers a financial lost L . Instead, the user could take action at a cost C that would protect against this potential lost. It is shown in appendix A that the relative economic value is calculated as follows:

$$V(\alpha) = \frac{\min(\alpha, \bar{o}) - \alpha \bar{p} \cdot \text{pseudoFAR} + \bar{o}(1 - \alpha)HR - \bar{o}}{\min(\alpha, \bar{o}) - \bar{o}\alpha} \quad (13)$$

where α is the Cost-Loss ratio of any user, $\bar{o} = a + c$ is the fraction when LVP occurs (climatology), $\bar{p} = a + b$ is the fraction of forecasted LVP events, HR is the Hit Rate (equation 11) and pseudoFAR the pseudo-False Alarm Rate (equation 12).

As a consequence, the economic value depends on the user cost-loss ratio. Figure 8 shows that a wide range of users can benefit from the 54-LEPS, however the maximum saving is expected for users with low cost-loss ratios and with the lowest probability threshold.

The highest economic value is reached for users whose cost-loss ratio equals the climatology frequency of LVP events (about 0.06 or 6%), between 0-3h savings are up to 78% (threshold $P > 0\%$) and decrease to reach 58% during the 9-12h forecast period. As discussed previously, the mean ensemble forecast has a better skill and so a better economic value than the highest

probability threshold ($P > 90\%$) especially during the second part of simulation between 6-12 hours.

In the aeronautic context, losses should be much larger than the cost of taking protective precautions, so these users have an economic value V associated with low cost-loss ratios (α). These users take advantage of higher HR and can tolerate larger pseudo-FAR. LEPS is adapted and worthwhile for users in the aeronautic sector. Such users could rely on this probabilistic forecast system to manage the airport traffic and take appropriate actions according to the LVP likelihood (flight delays or cancellations, calling extra-staff, increasing time and space interval security for take off and landing, etc).

7 Conclusions

The use of a local forecast system is well adapted for the prediction of events with small space and time scales like low cloud ceiling and visibility (Bergot, 2007). Predictability of such sensitive events is not at all straightforward and ensemble prediction was shown to be able to provide valuable estimates of the forecast skill as well as supplying confidence indexes on the forecasts. Probabilistic forecasts can help authorities in their daily decision-making responsibilities toward maintaining a high level of air traffic safety and cost-efficiency. One way commonly used to produce probabilistic forecasts is through an ensemble approach. Two strategies have been tested at Charles de Gaulle international airport for the prediction of LVP events: the global LEPS and the decomposed approach DEEPS. For LEPS, all members are grouped in one single ensemble and the calibration method is applied jointly on all members. For DEEPS, the members are split in "physically consistent" sub-ensembles and the calibration is applied in each sub-ensemble. As with the LEPS, DEEPS provides the LVP pdf but in addition the sources of uncertainty in the forecast can in principle be diagnosed by identifying the physical drivers of a particular event.

However, the DEcomposed-EPS was not conclusive. The BMA calibration has not improved the reliability in the decomposed approach with values remaining close to those of the uncalibrated ensemble. Increasing the amplitude of the perturbations and the ensemble size has led to improvements in reliability and resolution for DEEPS. But, these improvements were not sufficient to reach the 30-LEPS skill.

The lack of training and verification data has been less prejudicial in the global approach where all members are considered jointly for calibration. The decomposed approach, with the sub-ensemble strategy, clearly requires more data to induce a forecast time dependency of the BMA

weights within each sub-ensemble, therefore permitting a usefull recalibration of the four sub-ensembles. The main weakness of the DEEPS is that the sub-ensembles suffer from too much dependency of its inner members therfore the calibration in all the sub-ensembles fails to improve the basic skill of the uncalibrated ensemble. Therefore, the construction has to be reviewed and the construction of the sub-ensembles has to be reconsidered to improve the skill of DEEPS.

On the other hand, the global LEPS is successful thanks to the BMA calibration. The BMA weights evolve with the forecast time, with initial condition members prevailing between 0 and 6 hours and mesoscale forcing members prevailing between 6 and 12 hours. A balance between the ensemble members is reached, which improves LEPS reliability. LEPS resolution is equivalent to the uncalibrated ensemble resolution since resolution is not affected by the calibration method.

Results show that the resolution is improved by the increase of the ensemble size because the sampling in the 54 ensemble better represents uncertainties than in the 30 member ensemble. Consequently, the 54-LEPS has a higher resolution for longer term forecasts than the 30-LEPS. As the forecast time increases, the ensemble spreads out more and LVP events are forecasted more frequently but with low probabilities. After 3 hours of simulation, few LVP cases are forecasted with probabilities over 50%. Therefore, the calibration method becomes less efficient for high probability categories than small probability categories, which is a consequence of a lack of data. The calibration and the validation data samples are too small. Small samples lead to overfitting of the training data and co-linearity between ensemble members which affect the ensemble by de-weighting and excluding information from members.

For very short term forecasts (0-3h), the improvement on LEPS reliability is much better in the 54-LEPS than in the 30-LEPS. This result also confirms a better sampling of the uncertainties in the 54-member ensemble. DEEPS sub-ensembles analysis have been very usefull in understanding the sampling representativity point.

The advantage of using the LEPS probabilistic forecasts compared to the referance deterministic forecasts has been shown by the improvement on the resolution. LEPS has a much higher resolution than the reference deterministic forecast as a consequence it can detect more LVP cases.

Current operational LVP forecasts are accurate up to 3 hours. Beyond this forecast horizon, the use of these operational forecasts leads to too much false alarms and they become useless

(Bergot, 2007). LEPS extends the limit of LVP predictability up to 12 hours. The system is particularly reliable for very short term forecasts (0-3h). Its ability remains significant up to 6 hours, for both reliability and resolution, and its potential for LVP detection is significant up to 12 hours.

The quality of LEPS forecasts is very appreciable; the probabilistic information is reliable and complements the single deterministic forecast by adding a confidence index on the reference run. At all forecast times, complementary information from LEPS can be obtained depending on the user's interests. A simple cost-loss decision model has been applied to the 54-LEPS and it is shown that users with low cost-loss ratio can expect significant benefits from the system. For these users, it is important to avoid failings. They can tolerate more false alarms since the cost of taking protection measures is much smaller than the losses caused by the occurrence of the event. Users can expect a maximum saving up to 78%, 60%, 58% and 57% for respectively forecast time periods of 0-3h, 3-6h, 6-9h and 9-12h.

This local probabilistic system has been designed with an operational purpose in mind. In addition to LEPS forecast skill, some interesting strengths regarding more practical operational considerations have to be highlighted.

1D models are easy and relatively inexpensive to run. LEPS results can rapidly be obtained in an operational environment on a personal computer (PC). The fact that numerous 1D forecasts can be obtained in a timely manner is essential, since high frequency runs are required for insightful very short term probabilistic forecasts of LVP.

The methodology can easily be adapted to other airports. The strategy employed consists of three steps, the evaluation of the distributions of the uncertainty sources, the sampling of the ensemble and the BMA calibration.

The BMA calibration procedure is robust and efficient. New calibration weights have to be computed for each new location and site observations are required to do so. On-site dedicated observations are also highly recommended for the 1D model initialization in order to obtain a finer vertical description of the boundary layer profiles and accurate forecasts (Bergot et al, 2005).

The adaptability of the local ensemble prediction and its computational efficiency will always be an advantage compared to the important computational resources required to run 3D Numerical Weather Prediction models for the local prediction purpose.

In conclusion, we found that the LEPS has great forecast skill for short and very short term forecast of LVP conditions over Charles de Gaulle international airport and the system is well

adapted and easy to run for this purpose.

Acknowledgments. The authors wish to thank the personal of Météo-France involved in this research study for thier help and fruitful comments. We also wish to thank all the people who have been involved in the COBEL and the ISBA model developpements through the past decade. Without this hard work, this study would not have been possible.

APPENDIX A

Simple cost-loss decision model

A simple cost-loss model can be applied to the present context of local LVP probabilistic forecasts (Zhu et al., 2002 and Richardson, 2003). Consider a user or decision-maker whose activities are sensitive to LVP forecasts. If the event occurs and the user has not taken any preventive action then he suffers a financial lost L . Instead, the user could take action at a cost C that would protect against this potential lost. The costs and losses of all combinations of action and outcomes are described in tables 6 and 7 in the appendix. The aim of the user is to minimize overall expense by deciding on each situation to protect or not.

Over a large number of cases, $\bar{o} = a + c$ is the fraction when LVP occurs in the sample (climatology) and $\bar{p} = a + b$ is the fraction of LVP events forecasted. If the user always protects then the cost will be C on every occasion and the average expense (per case) will be

$$E_{protect} = C$$

Alternatively, if the user never takes preventive actions, the loss will only be incurred when LVP occurs and the average expense in this case will be

$$E_{loss} = \bar{o}L$$

Assuming that the user knows only the climatological frequency of LVP \bar{o} , then the optimal strategy is either always protect or never protect, depending on which gives the lower overall expenses. This is a baseline against which improvements from using the forecast information (reference run, ensemble mean, probability thresholds) can be compared and evaluated. This is the climatological expense:

$$E_{climatology} = \min(C, \bar{o}L)$$

Another useful reference point is provided by the expense associated with a perfect forecast information, which is obtained when the user only protects if LVP occurs

$$E_{perfect} = \bar{o}C$$

The average expense of a deterministic forecast or a probabilistic forecast (using a probability threshold) is obtained by multiplying the corresponding cells of previous tables 6 and 7

$$E_{forecast} = aC + bC + cL$$

The difference between $E_{climatology}$ and $E_{forecast}$ measures the economic saving of the user by using the forecast system, compared to having only a climatological information. The relative economic value (V) is defined by comparing this saving with the maximum possible saving that can be made with perfect deterministic forecasts

$$V = \frac{E_{climatology} - E_{forecast}}{E_{climatology} - E_{perfect}}$$

Replacing each expense by expression, the relative economic value is:

$$V(\alpha) = \frac{\min(\alpha, \bar{o}) - \alpha \bar{p}.pseudoFAR + \bar{o}(1 - \alpha)HR - \bar{o}}{\min(\alpha, \bar{o}) - \bar{o}\alpha}$$

where α is the Cost-Loss ratio of any user, HR is the Hit Rate and $pseudo - FAR$ the pseudo-False Alarm Rate.

APPENDIX B

Ensemble sampling: increasing the perturbation amplitudes and the ensemble size

In this local approach, the 30-member ensemble has been constructed by perturbing initial conditions and mesoscale forcings according to the uncertainty distribution variances. One standard deviation has been considered in the 30-member ensemble (table 1). A 54-member ensemble has been built by adding perturbations up to 2 standard deviations (table 2) to the previous 30-member ensemble for analysing the representativity of the ensemble sampling.

DEEPS sampling sensitivity

DEEPS brier score is improved in the 54-member ensemble by about 4% throughout the forecast. The improvements on DEEPS brier score are due to the increase of the uncertainty in the initial condition sub-ensemble (figure 9a). The higher dispersion in the initial condition block leads to a clear improvement on reliability (almost 25%) at all forecast times (figure 9b). The resolution score also explains this improvement, with a significant improvement on the the initial condition sub-ensemble between 6 and 12 hours with a maximum value of 60% around 9h (figure 9c). The results show that the 54-member ensemble benefits from better sampling of the uncertainties on the atmospheric initial condition profiles as the initial condition sub-ensemble shows great improvements on scores by increasing the perturbation amplitudes up to 2 standard deviations.

The average expense of a deterministic forecast or a probabilistic forecast (using a probability threshold) is obtained by multiplying the corresponding cells of previous tables 6 and 7

$$E_{forecast} = aC + bC + cL$$

The difference between $E_{climatology}$ and $E_{forecast}$ measures the economic saving of the user by using the forecast system, compared to having only a climatological information. The relative economic value (V) is defined by comparing this saving with the maximum possible saving that can be made with perfect deterministic forecasts

$$V = \frac{E_{climatology} - E_{forecast}}{E_{climatology} - E_{perfect}}$$

Replacing each expense by expression, the relative economic value is:

$$V(\alpha) = \frac{\min(\alpha, \bar{o}) - \alpha \bar{p}.pseudoFAR + \bar{o}(1 - \alpha)HR - \bar{o}}{\min(\alpha, \bar{o}) - \bar{o}\alpha}$$

where α is the Cost-Loss ratio of any user, HR is the Hit Rate and $pseudo - FAR$ the pseudo-False Alarm Rate.

APPENDIX B

Ensemble sampling: increasing the perturbation amplitudes and the ensemble size

In this local approach, the 30-member ensemble has been constructed by perturbing initial conditions and mesoscale forcings according to the uncertainty distribution variances. One standard deviation has been considered in the 30-member ensemble (table 1). A 54-member ensemble has been built by adding perturbations up to 2 standard deviations (table 2) to the previous 30-member ensemble for analysing the representativity of the ensemble sampling.

DEEPS sampling sensitivity

DEEPS brier score is improved in the 54-member ensemble by about 4% throughout the forecast. The improvements on DEEPS brier score are due to the increase of the uncertainty in the initial condition sub-ensemble (figure 9a). The higher dispersion in the initial condition block leads to a clear improvement on reliability (almost 25%) at all forecast times (figure 9b). The resolution score also explains this improvement, with a significant improvement on the the initial condition sub-ensemble between 6 and 12 hours with a maximum value of 60% around 9h (figure 9c). The results show that the 54-member ensemble benefits from better sampling of the uncertainties on the atmospheric initial condition profiles as the initial condition sub-ensemble shows great improvements on scores by increasing the perturbation amplitudes up to 2 standard deviations.

LEPS for long term forecasts

It should be noted that the criterion to evaluate the forecast quality is very selective, because the validation of forecast result are performed every 30 minutes. For forecast times between 3 and 12 hours, it seems to be too ambitious and it can be interesting to test a more appropriate verification constraint between observations and forecast results. Actually, the verification time interval is 30 minutes (grey solid line in figures 10 and 11). Releasing this constraint to one hour is certainly more appropriate after 3 hours of forecast (black solid line). The constraint relaxation impact is obvious on reliability in figure 10b, where the forecasted probabilities match the observed frequencies almost up to 80% (black solid line) instead of 40% with the 30 minutes verification constraint (grey solid line). The solid black line in figure 12, which is for reliability, corroborates that a relaxed constraint is better for long term forecast. During the last 6 hours of the forecast period, the mean improvement on reliability is of 20.98%. The brier score is almost unchanged by a relaxed constraint between the first 6 hours of the forecast, but it is increased in average by 51.85% between 6 to 12 hours (black dotted line with circles on figure 12). The resolution is improved by 10.12% between 0 and 10 hours, a small decrease of resolution is observed in the last 2 hours of forecast (black dashed line on figure 12). A relaxed verification constraint is more adapted for long term forecast in operational.

References

- Bergot, T., 1993: Modélisation du brouillard à l'aide d'un modèle 1D forcé par des champs mésoéchelle : application à la prévision. *PhD Thesis - Université Paul Sabatier, Toulouse, France*, **1546** , 192pp (available at CNRM, Meteo-france)
- Bergot, T. and D. Guédalia, 1994: Numerical forecasting of radiation fog. Part I : Numerical model and sensitivity tests. *Mon. Wea. Rev.* **122** , 1218-1230
- Bergot, T., D. Carrer, J. Noilhan and P. Bougeault, 2005: Improved Site-Specific Numerical Prediction of Fog and Low Clouds: a Feasibility Study. *Weather and Forecasting* **20** , 627-646
- Bergot, T., 2007: Quality assessment of the Cobel-Isba numerical forecast system of fog and low clouds. *Journal of Pure and Applied Geophysics*, **164** , 1265-1282
- Boone, A., V. Masson, T. Meyers and J. Noilhan, 2000: The influence of the inclusion of soil freezing on simulations by a soil-vegetation-atmosphere transfer scheme. *J. Appl. Meteor.*, **9** , 1544-1569
- Boone, A., 2000: Modélisation des processus hydrologiques dans le schéma de surface ISBA : inclusion d'un réservoir hydrologique, du gel et la modélisation de la neige. *PhD Thesis - Université Paul Sabatier, Toulouse, France*
- Brier, G. W., 1950: Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Mon. Wea. Rev.* **78** , 1-3
- Buizza, R., 1997: Potential forecast skill of ensemble prediction and spread and skill distributions of the ECMWF ensemble prediction system. *Mon. Wea. Rev.* **125** , 99-119
- Buizza, R., and T. N. Palmer, 1998: Impact of ensemble size on ensemble prediction. *Mon. Wea. Rev.* **126** , 2503-2518
- Clark, D.A., 2002: The 2001 demonstration of automated cloud forecast guidance products for San Francisco International airport. 10th *Conference on Aviation, Range and Aerospace Meteorology*, AMS, Portland OR, May 13-16.

Dempster, A. P., N. M. Laird and D. B. Rubin, 1977: Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *J. Roy. Stat. Soc.*, **39B** , 1-39

Ehrendorfer, M., 1994: The Liouville equation and its potential usefulness for the prediction of forecast skill. Part I: Theory. *Mon. Wea. Rev.*, **122** , 703-713

Fisher, R. A., 1922: On the mathematical foundations of theoretical statistics. *Philos. Trans. Roy. Soc. London*, **222A** , 309-368

Hamill, T.M, 2007: Comments on "Calibrated Surface Temperature Forecasts from the Canadian Ensemble Prediction System Using Bayesian Model Averaging". *Mon. Wea. Rev.*, **accepted**

Herzogh, P., K. Petty, S. Benjamin, R. Rassmussen, T. Tsui, G. Wiener, P. Zwack 2002: Development of automated national ceiling and visibility products: scientific and practical challenges, research strategies, and first steps. *10th Conference on Aviation, Range, and Aerospace Meteorology, American Meteorological Society*.

Houtekamer, P. L., and L. Lefaivre, 1997: Using ensemble forecasts for model validation. *Mon. Wea. Rev.* **125** , 2416-2426

Kalnay, E., 2003: Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability. *Cambridge University Press, UK*, 341pp

Leith, C. E., 1974: Theoretical skill of Monte-Carlo forecasts. *Mon. Wea. Rev.*, **102** , 409-418

Lorenz, E. N., 1963: Deterministic nonperiod flow. *J. Atmos. Sci.*, **20** , 130-141

Lorenz, E. N., 1969: The predictability of a flow which possesses many scales motion. *Tellus*, **34** , 505-513

MacLachlan, G. J., and T. Krishnan, 1997: The EM algorithm and extensions. *Wiley* , 274pp

Murphy, A. H., 1991: Probabilities, Odds and Forecasts of Rare events. *Weather and forecasting*, **6** , 302-307

Raftery, A. E., T. Gneiting, F. Balabdaoui and M. Polakowski, 2005: Using bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. *Mon. Wea. Rev.*, **133** , 1155-1174

Richardson, D. S., 2003: Economic value and skill. In forecast verification: a practitioner's guide in atmospheric science, The economic value of ensemble-based weather forecasts, Jolliffe, I.T. and Stephenson, D.B., Eds. *Wiley* , 240pp

Roquelaure, S., and T. Bergot, 2007: Seasonal sensitivity on COBEL-ISBA local forecast system for fog and low clouds. *Journal of Pure and Applied Geophysics*, **164** , 1283-1301

Stessel, J. P., L. Frappez and T. Bergot, 2000: Méthode interactive de prévision des brouillards denses: définition et test de faisabilité. *Publication scientifique et technique 12, Institut Royal Météorologique de Belgique (25 pages)*, , available IRM, Av Circulaire 3, B 1180 Bruxelles

Toth, Z., and E. Kalnay, 1993: Ensemble forecasting at NMC: The generation of perturbations. *Bull. Amer. Meteor. Soc.* **74** , 2317-2330

Wilks, D.S., 2006: Statistical Methods in the Atmospheric Sciences, 2nd Ed. International Geophysics Series, *Academic Press*, **Vol 59** , 627pp

Wilson, L.J., S. Beauregard, A.E. Raftery and R. Verret, 2007: Calibrated Surface Temperature Forecasts from the Canadian Ensemble Prediction System Using Bayesian Model Averaging. *Mon. Wea. Rev.* **135** , 1364-1385

Zhu, Y., Z. Toth, R. Wobus, D. Richardson and K. Mylne, 2002: The economic value of ensemble-based weather forecasts. *Bull. Amer. Meteor. Soc.* **83** , 73-82

List of Tables

1	The 30 ensemble members used in both the global and decomposed approaches (STD means standard deviation following the variances of the uncertainty distributions evaluated in Roquelaure and Bergot, 2007). IC and MF mean respectively initial conditions and mesoscale forcings.	32
2	same table 1 for the 54-member ensembles LEPS and DEEPS.	33
3	Summary of the results for the Brier Score: percentage of improvement/damage (computed as $(BS_{ensemble} - BS_{baseline})/BS_{baseline}$) between ensembles or an ensemble and the uncertainty. Negative values correspond to a improvement and positive ones to a damage on the quality of studied ensemble.	34
4	Summary of the results for the reliability part of the brier score: percentage of improvement/damage (computed as $(X_{ensemble} - X_{baseline})/X_{baseline}$ where X represents the reliability score from the Brier Score decomposition) between between ensembles. Negative values correspond to a improvement and positive ones to a damage on the quality of studied ensemble.	35
5	Same as table 4 but for the resolution part of the brier score.	36
6	Costs and losses associated with different actions and outcomes in the cost-loss model.	37
7	Contingency for deterministic forecast of specified event over a set of cases, showing fraction of occasions for each combination of forecast and outcome. . .	38

List of Figures

1	Summary of the uncertainty impact on fog and low cloud forecasts (from Roquelauure and Bergot, 2007). For each parameter, the straight part of the arrows indicates when the dispersion is higher, the dashed part when dispersion is weaker during the 12 hour run.	39
2	Description of the global LEPS and DEEPS ensembles construction.	40
3	Brier score (a), reliability (b) and resolution (c) of the 30-member ensembles for winter season 2004-2005.	41
4	BMA weights for both 30-member ensembles: for the global ensemble (a) and for the mesoscale forcing block of the decomposed ensemble (b). Only the members with a weight contribution over 0.05 (5%) are shown.	42
5	Brier score (a), reliability (b) and resolution (c) of the four DEEPS sub-ensembles for winter season 2004-2005 (Fog/stratus, cloud cover, initial condition and mesoscale forcing blocks).	43
6	Brier score (a), reliability (b) and resolution (c) comparisons between the 54-member global LEPS calibrated and uncalibrated ensembles and the reference deterministic forecast for winter season 2004-2005.	44
7	Pseudo-Relative Operative Characteristics (pseudo-ROC) curve during the 12 hour forecast for the 54 uncalibrated ensemble, the 54-LEPS, the mean (HR and pseudo-FAR for the mean cloud base height result) of the 54 uncalibrated ensemble and the reference deterministic forecast between: 0-3h (a), 3-6h (b), 6-9h (c) and 9-12h (for winter season 2004-2005). Four probability thresholds are considered $P>90\%$, $P>50\%$, $P>20\%$ and $P>0\%$	45
8	Relative economic value during the 12 hour forecast for the mean 54-ensemble result, the $P>90\%$ and $P>0\%$ thresholds and the reference member between: 0-3h (a), 3-6h (b), 6-9h (c) and 9-12h (for winter season 2004-2005).	46
9	Percentage of improvement/damage of brier score (a), reliability (b) and resolution (c) when the ensemble size is increased from 30 to 54 members for the DEEPS sub-ensembles for winter season 2004-2005. A negative value for the brier score and the reliability means a improvement on the considered score and a damage on the resolution score.	47

10	Reliability diagrams and sharpness histograms for the first half of the forecast, mean results for forecast times between 0-3h (a) and mean results for forecast times between 3-6h (b) for winter season 2004-2005. The dotted, gray and black lines are respectively the uncalibrated ensemble, the calibrated 54-LEPS with a 30-minute validation criterion and the calibrated 54-LEPS with a 1-hour validation criterion.	48
11	Same as figure 10 for the second half of the forecast, mean results for forecast times between 6-9h (a) and mean results for forecast times between 9-12h (b). . .	49
12	Percentage of improvement/damage on the brier skill score, the reliability and the resolution when the verification time constant is relaxed from 30 minutes to 1 hour for the 54-LEPS ($(X_{1h} - X_{30min})/X_{30min}$). A positive value for the brier skill score, the resolution means a improvement on the considered score and a damage on the reliability score.	50

List of Acronyms

BS	Brier Score
BSS	Brier Skill Score
BMA	Bayesian Model Averaging
COBEL	COde de Brouillard à l'Echelle Locale
DEEPS	DEcomposed Ensemble Prediction System
30-DEEPS	DEcomposed Ensemble Prediction System with 30 members
54-DEEPS	DEcomposed Ensemble Prediction System with 54 members
ISBA	Interaction Sol Biosphère Atmosphère
L-EPS	Local Ensemble Prediction System
30-LEPS	Local Ensemble Prediction System with 30 members
54-LEPS	Local Ensemble Prediction System with 54 members
LVP	Low Visibility Procedure
pdf	probability density function

Table 1: The 30 ensemble members used in both the global and decomposed approaches (STD means standard deviation following the variances of the uncertainty distributions evaluated in Roquelaure and Bergot, 2007). IC and MF mean respectively initial conditions and mesoscale forcings.

Member	Ensembles	
	<i>Global</i>	<i>Decomposed (blocks)</i>
1- reference member	ref with Aladin cloud cover	included in each block
2-	ref with clear sky	cloud cover block
3-	ref with persitence	cloud cover block
4-	ref + 1 STD on Aladin cloud cover	cloud cover block
5-	ref - 1 STD on Aladin cloud cover	cloud cover block
6-	ref + 1 STD on persistence	cloud cover block
7-	ref - 1 STD on persistence	cloud cover block
8-	ref + unperturbed advections	MF block
9-	ref + 0.5 STD on humidity advections	MF block
10-	ref - 0.5 STD on humidity advections	MF block
11-	ref + 1 STD on humidity advections	MF block
12-	ref - 1 STD on humidity advections	MF block
13-	ref + 0.5 STD on temperature advections	MF block
14-	ref - 0.5 STD on temperature advections	MF block
15-	ref + 1 STD on temperature advections	MF block
16-	ref - 1 STD on temperature advections	MF block
17-	ref + 1 STD on geostrophic wind	MF block
18-	ref - 1 STD on geostrophic wind	MF block
19-	ref + 1 STD on humidity atmospheric profil	IC block
20-	ref - 1 STD on humidity atmospheric profil	IC block
21-	ref + 1 STD on temperature atmospheric profil	IC block
22-	ref - 1 STD on temperature atmospheric profil	IC block
23-	ref + 1 STD on humidity soil profil	IC block
24-	ref - 1 STD on humidity soil profil	IC block
25-	ref + 1 STD on temperature soil profil	IC block
26-	ref - 1 STD on temperature soil profil	IC block
27-	cloud top + 1 grid point for fog and 2 for stratus	fog/stratus IC block
28-	cloud top - 1 grid point for fog and 2 for stratus	fog/stratus IC block
29-	ref + 1 STD on liquid water content	fog/stratus IC block
30-	ref - 1 STD on liquid water content	fog/stratus IC block
	Cloud cover sub-ensemble: 7 members	
	MF sub-ensemble: 12 members	
	IC sub-ensemble: 9 members	
	Fog/stratus sub-ensemble: 5 members	

Table 2: same table 1 for the 54-member ensembles LEPS and DEEPS.

Member	Ensembles	
	<i>Global</i>	<i>Decomposed (blocks)</i>
1- reference member	ref with Aladin cloud cover	included in each block
2 to 7	same as members 2 to 7 table 1	cloud cover block
8-	ref + 2 STD on Aladin cloud cover	cloud cover block
9-	ref - 2 STD on Aladin cloud cover	cloud cover block
10-	ref + 2 STD on persistence	cloud cover block
11-	ref - 2 STD on persistence	cloud cover block
12 to 22	same as members 8 to 18 table 1	
23-	ref + 2 STD on humidity advections	MF block
24-	ref - 2 STD on humidity advections	MF block
25-	ref + 2 STD on temperature advections	MF block
26-	ref - 2 STD on temperature advections	MF block
27 to 36-	same as members 19 to 26 table 1	
37-	ref - 2 STD on humidity atmospheric profil	IC block
38-	ref + 2 STD on temperature atmospheric profil	IC block
39-	ref - 2 STD on temperature atmospheric profil	IC block
40-	ref + 2 STD on humidity soil profil	IC block
41-	ref - 2 STD on humidity soil profil	IC block
42-	ref + 2 STD on temperature soil profil	IC block
43-	ref - 2 STD on temperature soil profil	IC block
44 to 48	same as members 27 to 30 table 1	
49-	cloud top + 1 vertical grid point	fog/stratus IC block
50-	cloud top - 1 vertical grid point	fog/stratus IC block
51-	cloud top + 2 vertical grid point	fog/stratus IC block
52-	cloud top - 2 vertical grid point	fog/stratus IC block
53-	cloud base - 1 vertical grid point	fog/stratus IC block
54-	cloud base - 2 vertical grid point	fog/stratus IC block
	Cloud cover sub-ensemble: 11 members	
	MF sub-ensemble: 18 members	
	IC sub-ensemble: 17 members	
	Fog/stratus sub-ensemble: 11 members	

Table 3: Summary of the results for the Brier Score: percentage of improvement/damage (computed as $(BS_{ensemble} - BS_{baseline})/BS_{baseline}$) between ensembles or an ensemble and the uncertainty. Negative values correspond to a improvement and positive ones to a damage on the quality of studied ensemble.

Brier Score	Percentage of improvement/damage (%)	
	<i>between 0 and 3 hours</i>	<i>all forecast period: 0 to 12 hours</i>
30-uncalibrated ensemble vs uncertainty	-41.14	-10.02
54-uncalibrated ensemble vs uncertainty	-42.29	-12.55
30-LEPS vs uncertainty	-45.86	-19.61
54-LEPS vs uncertainty	-45.72	-19.51
30-LEPS vs 30-uncalibrated ensemble	-5.85	-9.75
54-LEPS vs 54-uncalibrated ensemble	-3.88	-7.14
54-uncalibrated vs 30-uncalibrated	-1.57	2.6
54-LEPS vs 30-LEPS	0.59	0.25

Table 4: Summary of the results for the reliability part of the brier score: percentage of improvement/damage (computed as $(X_{ensemble} - X_{baseline})/X_{baseline}$ where X represents the reliability score from the Brier Score decomposition) between ensembles. Negative values correspond to a improvement and positive ones to a damage on the quality of studied ensemble.

Reliability	Percentage of improvement/damage (%)	
	<i>between 0 and 3 hours</i>	<i>all forecast period 0-12h</i>
30-LEPS vs 30-uncalibrated ensemble	-25.15	-45.74
54-LEPS vs 54-uncalibrated ensemble	-40.54	-38.78
54-uncalibrated vs 30-uncalibrated	-5.87	-7.68
54-LEPS vs 30-LEPS	-7.86	-9.78

Table 5: Same as table 4 but for the resolution part of the brier score.

Resolution	Percentage of improvement/damage (%)	
	<i>all forecast period: 0 to 12 hours</i>	<i>last 3 hours: 9 to 12 hours</i>
30-LEPS vs 30-uncalibrated ensemble	2.17	-1.75
54-LEPS vs 54-uncalibrated ensemble	6.06	18.28
54-uncalibrated vs 30-uncalibrated	3.18	6.93
54-LEPS vs 30-LEPS	7.46	28.57

Table 6: Costs and losses associated with different actions and outcomes in the cost-loss model.

Action taken	Event Occurs	
	<i>Yes</i>	<i>No</i>
Yes	C	C
No	L	0

Table 7: Contingency for deterministic forecast of specified event over a set of cases, showing fraction of occasions for each combination of forecast and outcome.

Event Forecast	Event Occurs	
	<i>Yes</i>	<i>No</i>
Yes	a	b
No	c	d

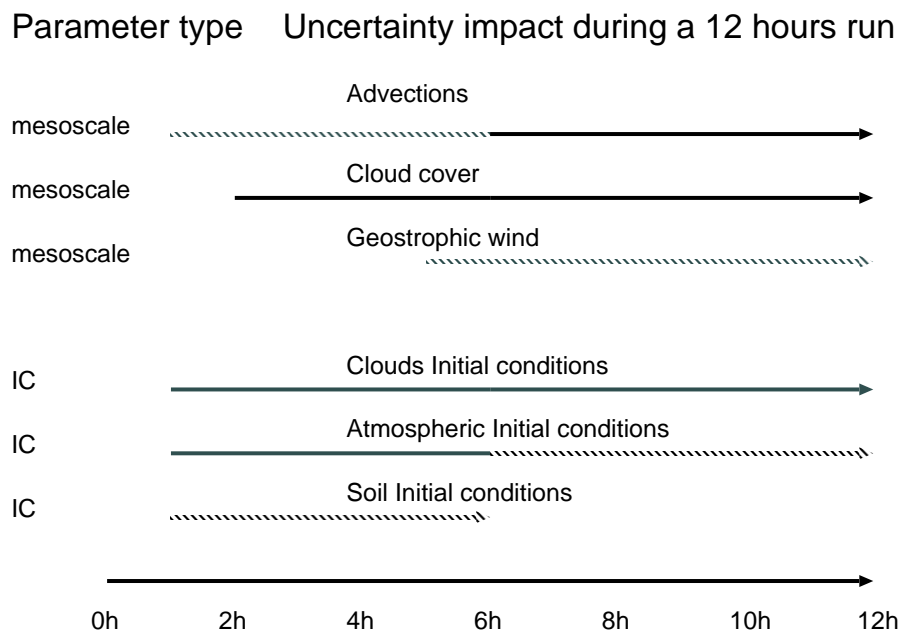


Figure 1: Summary of the uncertainty impact on fog and low cloud forecasts (from Roquelau and Bergot, 2007). For each parameter, the straight part of the arrows indicates when the dispersion is higher, the dashed part when dispersion is weaker during the 12 hour run.

GLOBAL LEPS

*Advections, geostrophic wind, cloud cover, atmospheric and soil
initilizations
&
fog/low cloud initialization members

+ the reference unperturbed member (reference)

+ a calibration*

DEEPS

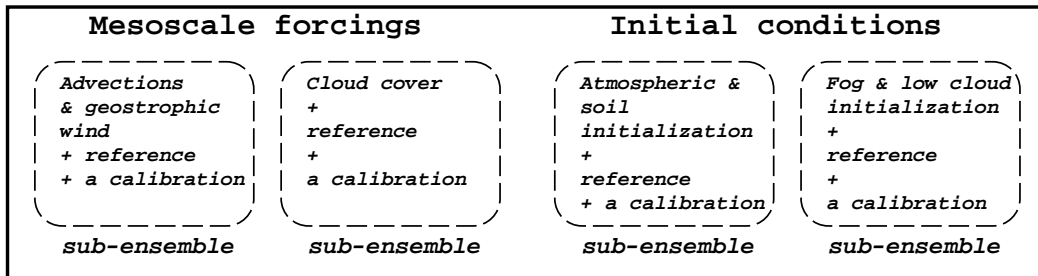


Figure 2: Description of the global LEPS and DEEPS ensembles construction.

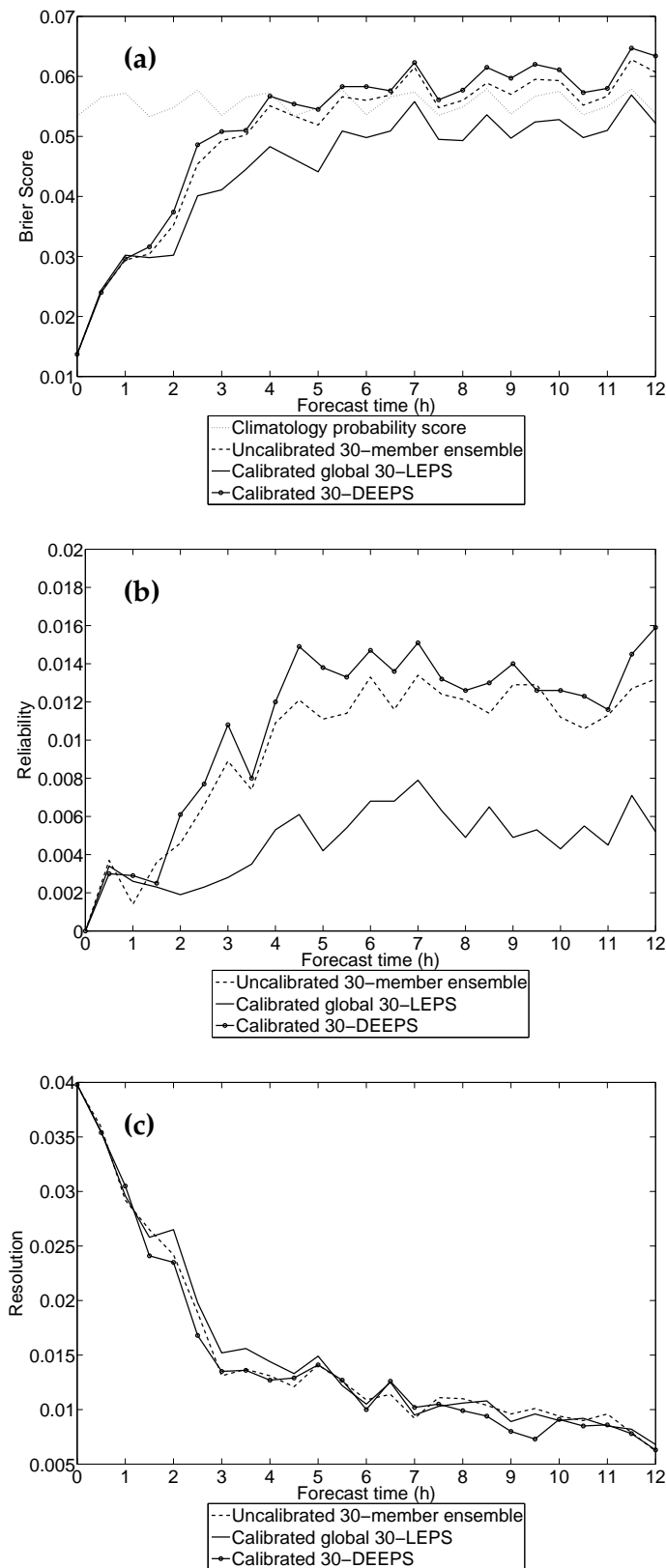


Figure 3: Brier score (a), reliability (b) and resolution (c) of the 30-member ensembles for winter season 2004-2005.

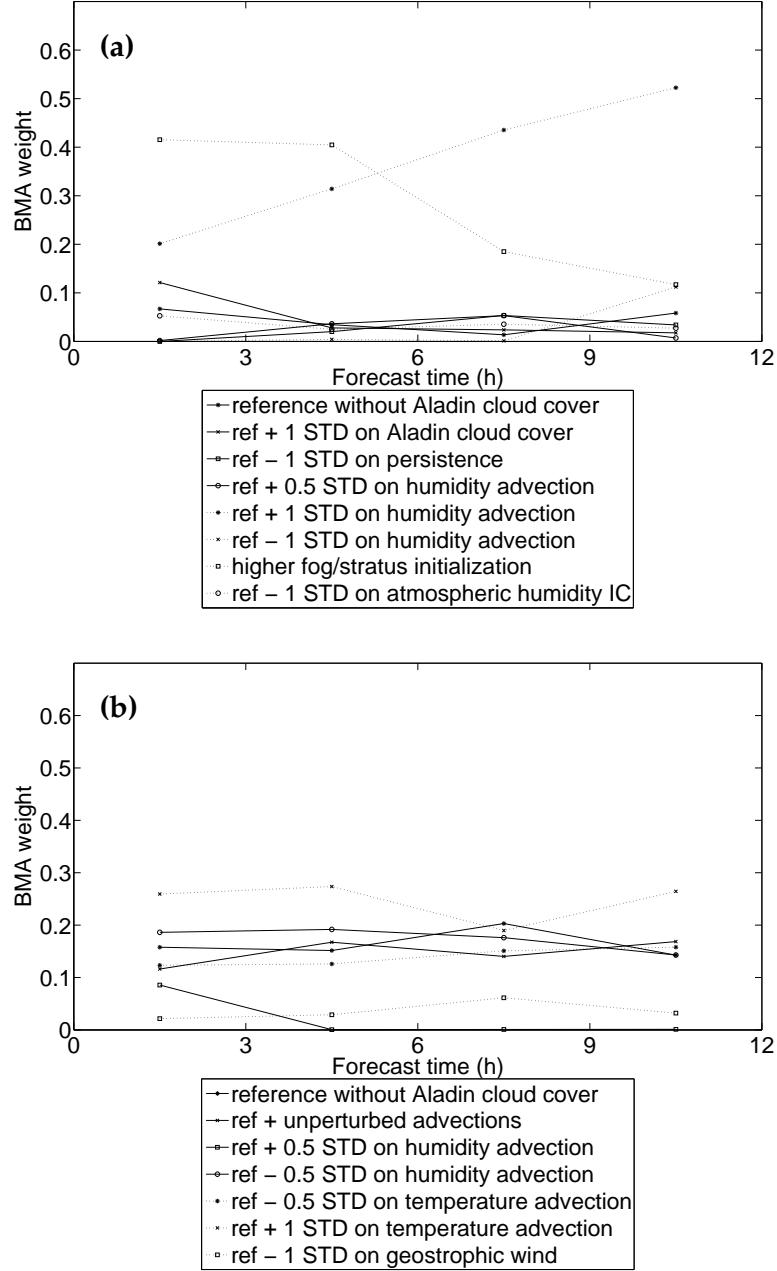


Figure 4: BMA weights for both 30-member ensembles: for the global ensemble (a) and for the mesoscale forcing block of the decomposed ensemble (b). Only the members with a weight contribution over 0.05 (5%) are shown.

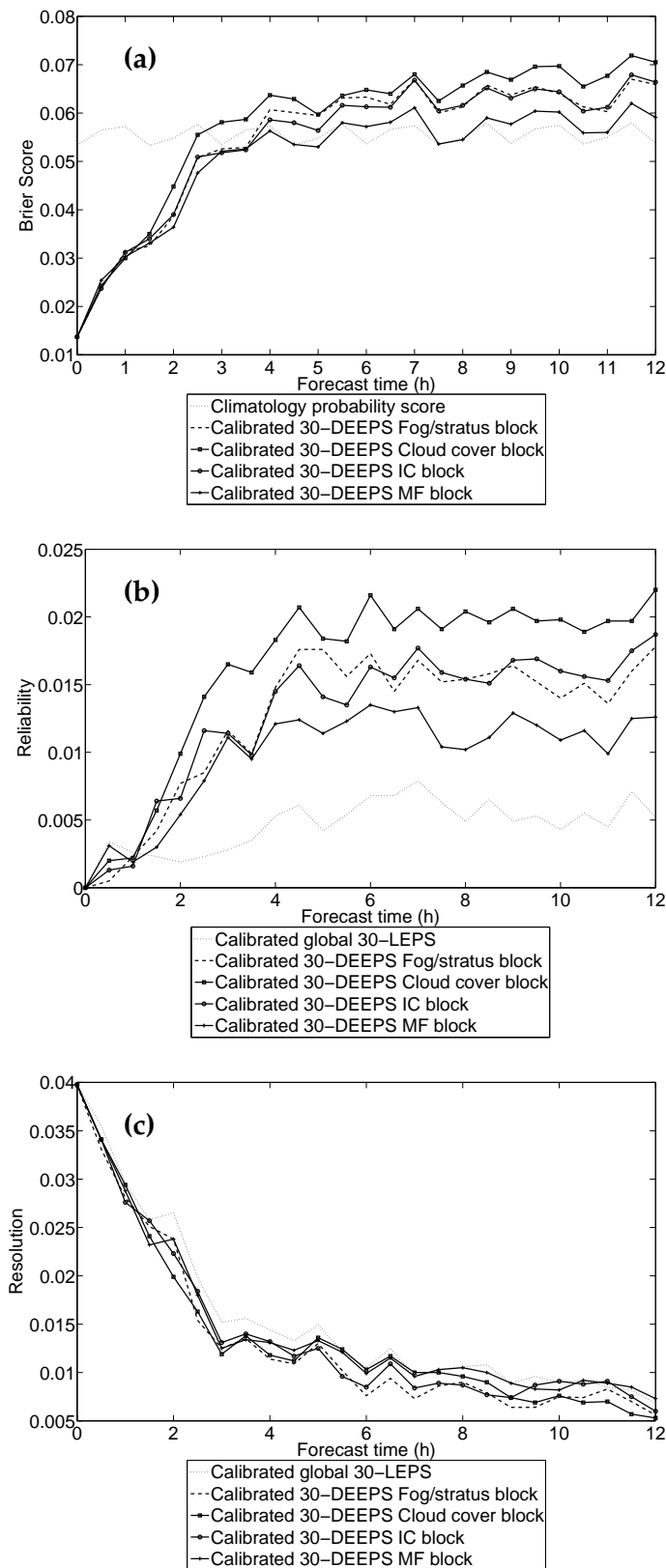


Figure 5: Brier score (a), reliability (b) and resolution (c) of the four DEEPS sub-ensembles for winter season 2004-2005 (Fog/stratus, cloud cover, initial condition and mesoscale forcing blocks).

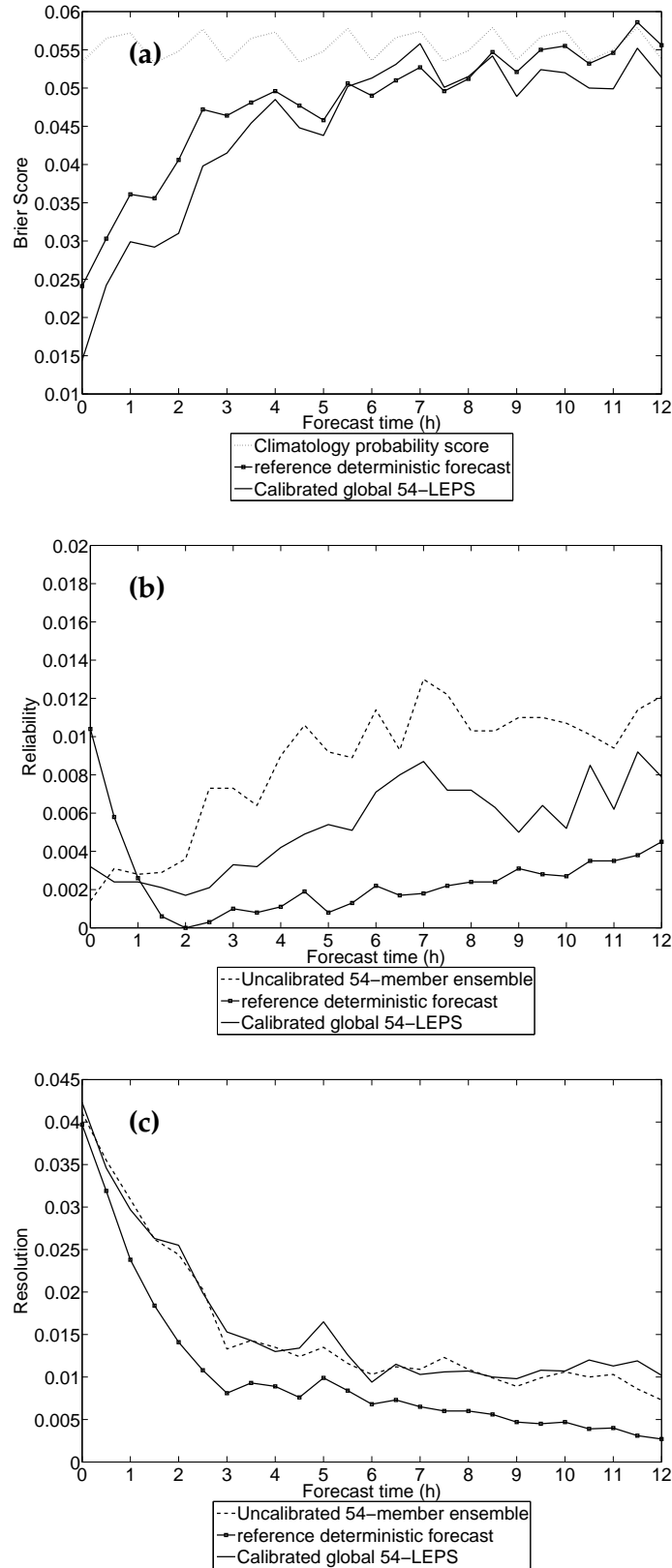


Figure 6: Brier score (a), reliability (b) and resolution (c) comparisons between the 54-member global LEPS calibrated and uncalibrated ensembles and the reference deterministic forecast for winter season 2004-2005.

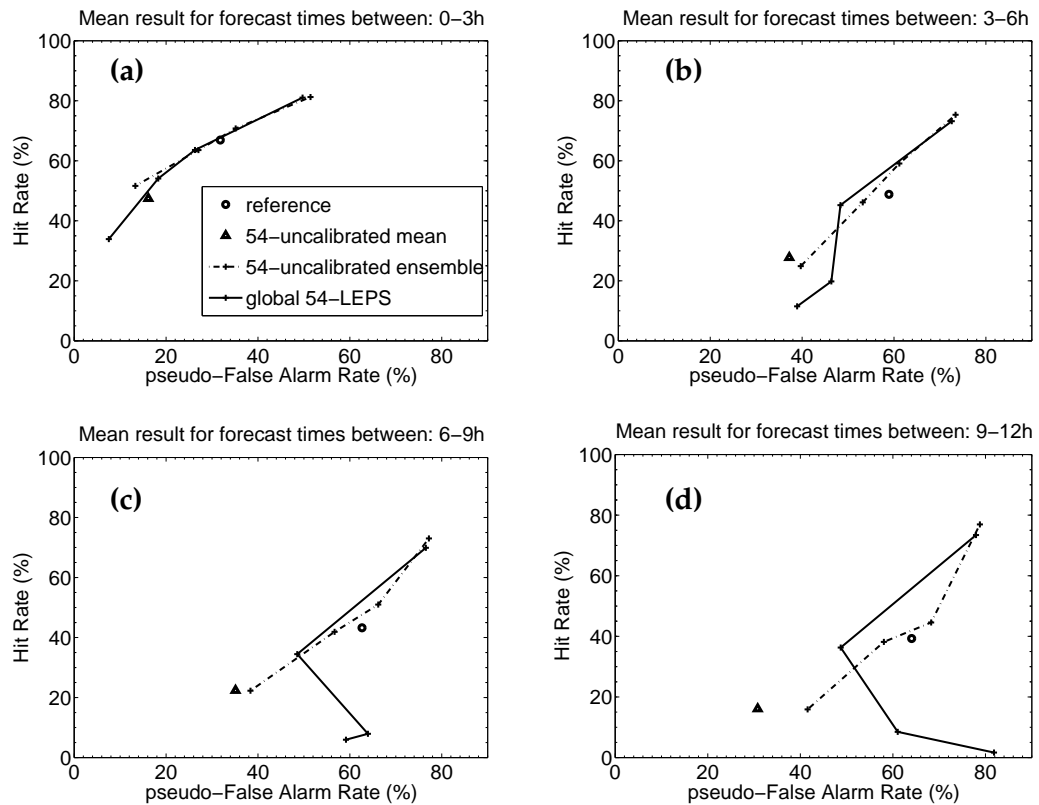


Figure 7: Pseudo-Relative Operative Characteristics (pseudo-ROC) curve during the 12 hour forecast for the 54 uncalibrated ensemble, the 54-LEPS, the mean (HR and pseudo-FAR for the mean cloud base height result) of the 54 uncalibrated ensemble and the reference deterministic forecast between: 0-3h (a), 3-6h (b), 6-9h (c) and 9-12h (for winter season 2004-2005). Four probability thresholds are considered $P > 90\%$, $P > 50\%$, $P > 20\%$ and $P > 0\%$.

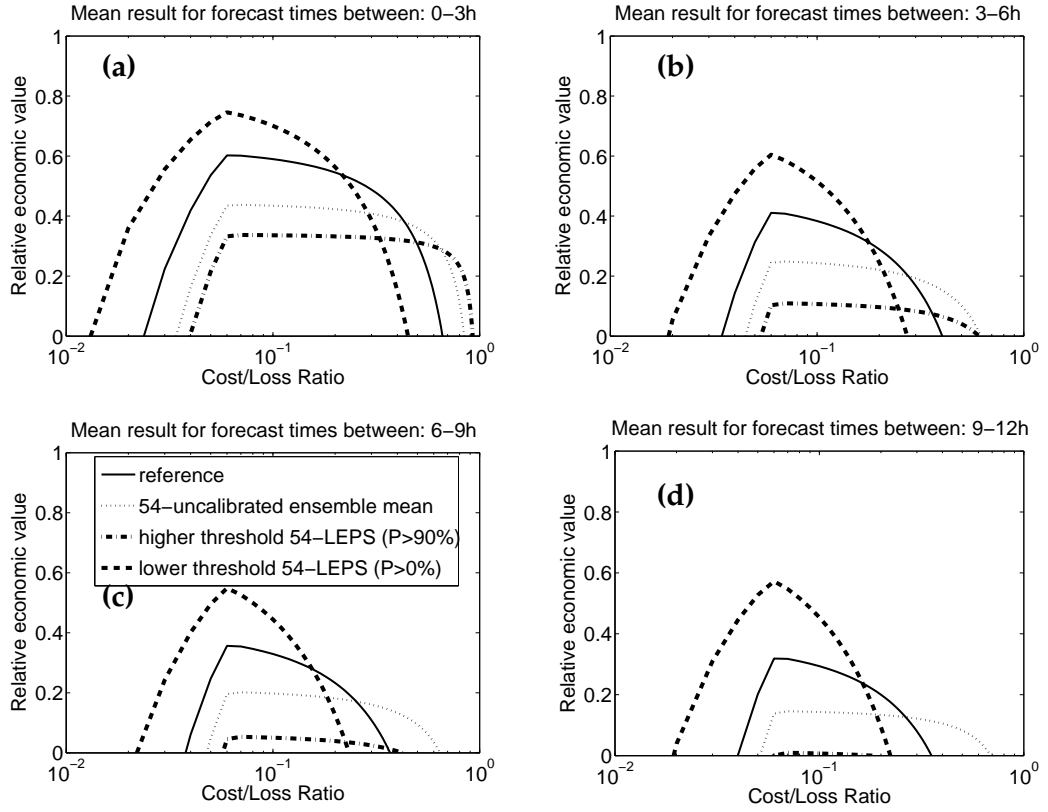


Figure 8: Relative economic value during the 12 hour forecast for the mean 54-ensemble result, the $P > 90\%$ and $P > 0\%$ thresholds and the reference member between: 0-3h (a), 3-6h (b), 6-9h (c) and 9-12h (for winter season 2004-2005).

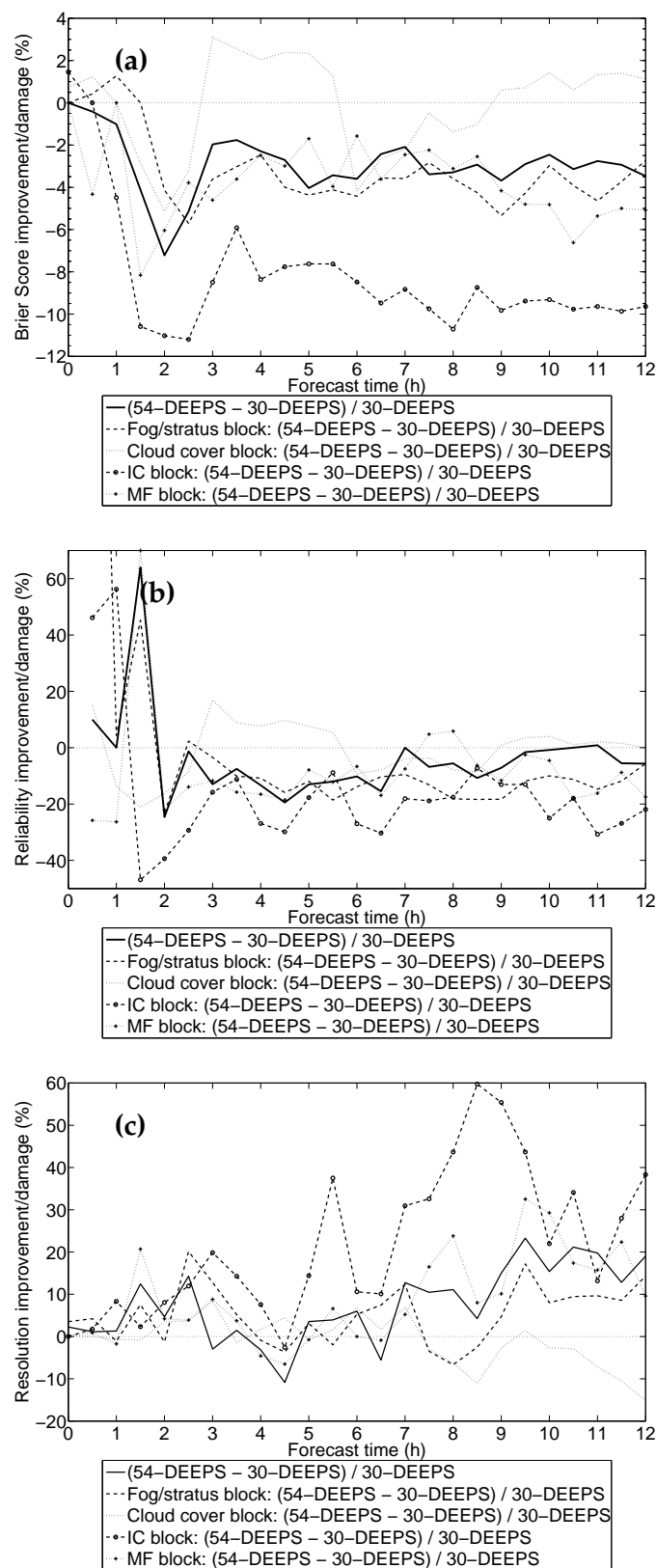


Figure 9: Percentage of improvement/damage of brier score (a), reliability (b) and resolution (c) when the ensemble size is increased from 30 to 54 members for the DEEPS sub-ensembles for winter season 2004-2005. A negative value for the brier score and the reliability means a improvement on the considered score and a damage on the resolution score.

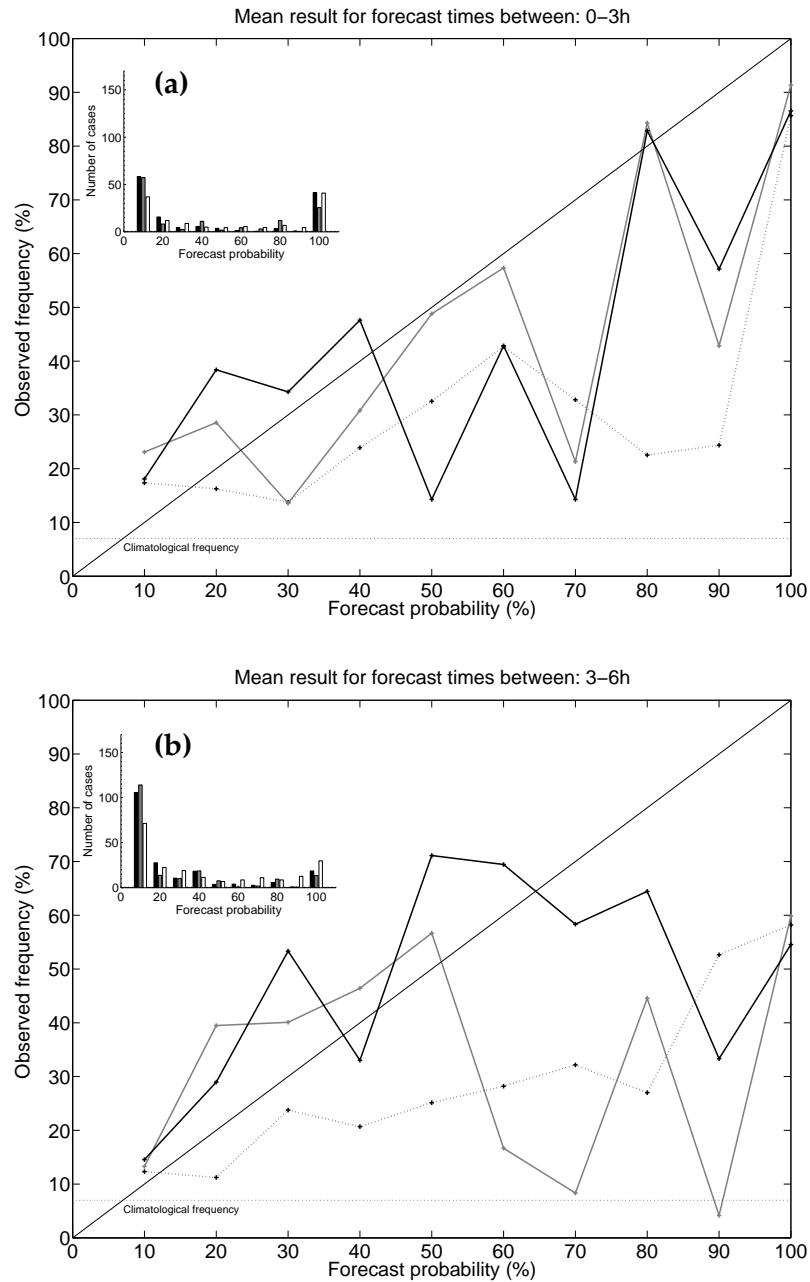


Figure 10: Reliability diagrams and sharpness histograms for the first half of the forecast, mean results for forecast times between 0-3h (a) and mean results for forecast times between 3-6h (b) for winter season 2004-2005. The dotted, gray and black lines are respectively the uncalibrated ensemble, the calibrated 54-LEPS with a 30-minute validation criterion and the calibrated 54-LEPS with a 1-hour validation criterion.

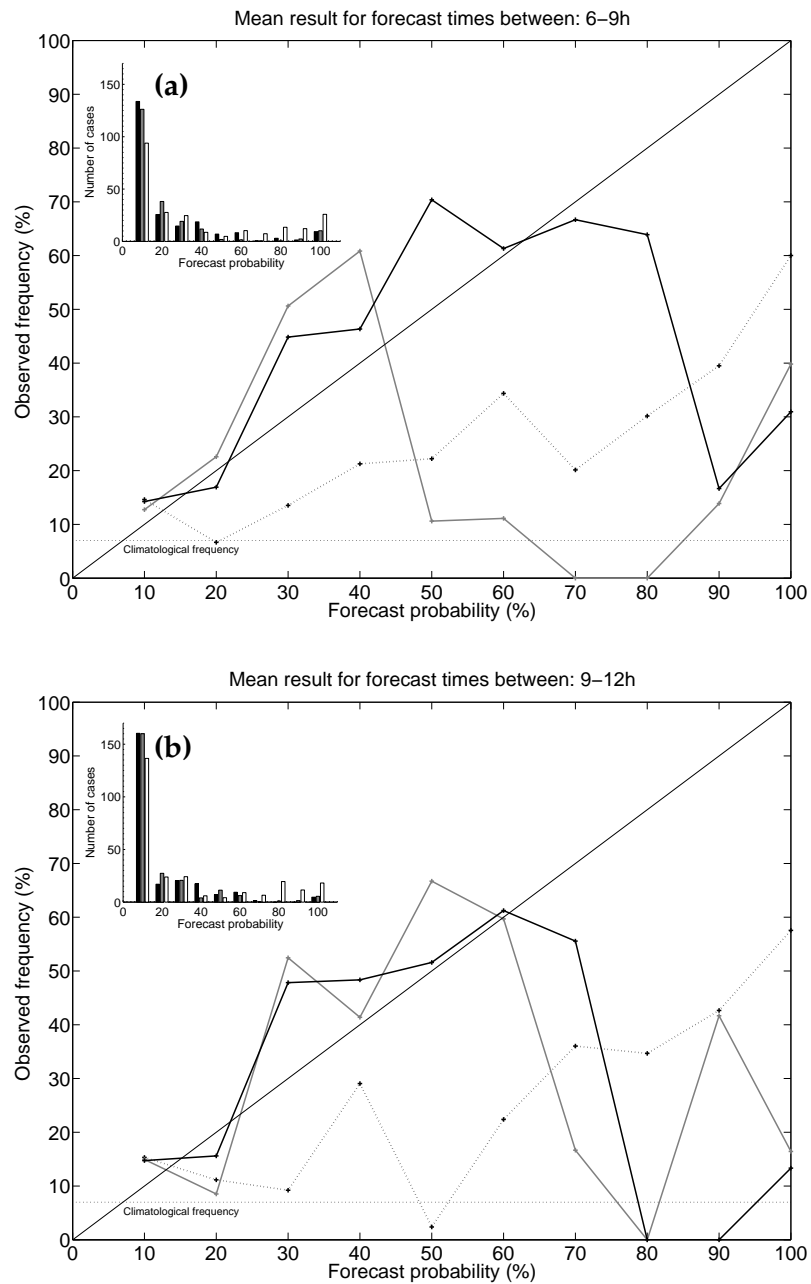


Figure 11: Same as figure 10 for the second half of the forecast, mean results for forecast times between 6-9h (a) and mean results for forecast times between 9-12h (b).

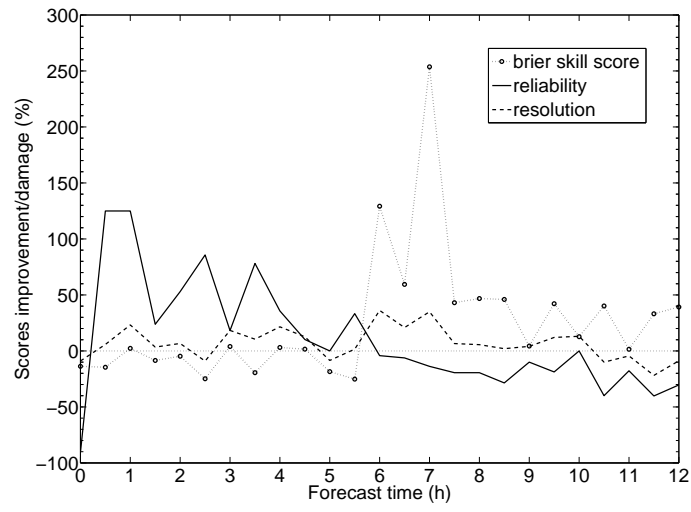


Figure 12: Percentage of improvement/damage on the brier skill score, the reliability and the resolution when the verification time constant is relaxed from 30 minutes to 1 hour for the 54-LEPS $((X_{1h} - X_{30min})/X_{30min})$. A positive value for the brier skill score, the resolution means a improvement on the considered score and a damage on the reliability score.

2.5 Résumé sur la prévision d'ensemble locale

Dans un premier temps, l'approche globale est un succès, car elle satisfait le besoin spécifié par Aéroport de Paris : l'obtention de prévisions probabilistes fiables de courtes échéances des conditions LVP sur Roissy, ainsi que la détermination d'un indice de confiance sur la prévision déterministe. La calibration BMA est efficace dans cette approche car elle permet de fiabiliser LEPS. Les poids BMA varient en fonction de l'échéance de prévision et conformément aux indications fournies par l'étude de sensibilité, les CI dominant entre 0-6h et les MF entre 6-12h (figure 4a de l'article). Par rapport à l'ensemble brut, la fiabilité de LEPS est améliorée en moyenne de 45% sur la période de 12 heures de simulation (figure 3b de l'article). La résolution est quasi équivalente, puisque les caractéristiques de l'ensemble brut sont préservées (figure 3c de l'article). Par conséquent, le score de Brier est amélioré par la calibration BMA (moyenne une amélioration de 10% entre l'ensemble brut et l'ensemble calibré), et LEPS apporte une information bien plus pertinente et fiable que la climatologie (figure 3a de l'article). Augmenter le nombre de membres de l'ensemble, en augmentant la variance des distributions d'incertitude, permet d'accroître la dispersion et d'améliorer la résolution de LEPS (tableau 2.5 de l'article). LEPS-54 (ensemble de 54 membres) a une résolution supérieure de 30%, à celle de LEPS-30 entre 9 et 12 heures de prévision, alors que la fiabilité reste globalement inchangée.

LEPS a toutefois du mal à prévoir des probabilités supérieures à 50% après 3 heures d'échéance de prévision (figures 10 et 11 de l'article). Après 3 heures de prévision, la dispersion est telle que les événements LVP sont prévus avec des probabilités inférieures à 50%. Les catégories de fortes probabilités comptent alors peu de cas et sont moins fiables que les catégories de faibles probabilités. Cette déficience au niveau de la fiabilité est surtout due au faible nombre de cas LVP dans les échantillons d'apprentissage de calibration et de validation, car le phénomène LVP est un événement rare dont la prévisibilité intrinsèque est faible.

Un modèle coûts/pertes simple prouve la valeur économique du système LEPS. Le maximum d'économie est de 78%, 60%, 58% et 57% pour respectivement des prévisions entre 0-3h, 3-6h, 6-9h et 9-12h d'échéance. Il est obtenu pour les utilisateurs dont le rapport coûts/pertes est de 7% avec le critère de détection le moins strict (Probabilité de LVP > 0%). Ce type de modèle économique permet à un utilisateur d'évaluer les économies qu'il est susceptible d'obtenir en utilisant LEPS en tenant compte de son rapport coûts/pertes. Les coûts correspondent aux moyens financiers utilisés pour mettre en place des mesures de protection. Les pertes correspondantes à la somme engagée pour pallier la situation imprévue survenant lorsque l'événement s'est produit et qu'aucunes mesures de protection n'ont été prises.

Un des objectif de la prévision probabiliste est la détection des cas rares et complexes que la

prévision déterministe n'est en générale pas capable de prévoir. La comparaison des scores de LEPS et du système déterministe de prévision, en considérant que la prévision déterministe est une prévision probabiliste qui ne comporte que deux classes de prévision 0 et 100%, montre que le score de résolution est nettement supérieur pour LEPS. L'amélioration moyenne de la résolution sur la période de 12 heures de simulation est de 189% (figure 6 de l'article). LEPS a donc un meilleur potentiel de détection de cas LVP que le système de prévision déterministe, il est mesure de prévoir les cas situés en queue de distribution composés des événements rares et délicats à prévoir.

Dans un deuxième temps, l'approche décomposée ne s'est pas révélée concluante. La calibration BMA est inefficace dans cette approche. Les poids BMA sont indépendants de l'échéance de prévision dans les sous-ensembles et DEEPS n'a pas été fiabilisé (figure 4b de l'article). Augmenter le nombre de membres de DEEPS, en augmentant la variance des distributions d'incertitude, permet également d'accroître la dispersion et d'améliorer la résolution et la fiabilité de DEEPS (figure 9 de l'article). Toutefois, les scores du sous-ensemble sur la couverture nuageuse se sont dégradés, si bien que DEEPS-54 n'atteint qu'une qualité équivalente à celle de l'ensemble brut de 30 membres.

Le faible nombre de cas LVP dans les échantillons d'apprentissage et de validation a été plus préjudiciable pour DEEPS que pour LEPS. En effet, les 4 sous-ensembles ont du être considérés équiprobables car le manque de données ne permettait pas une re-calibration des quatre sous-ensembles. L'hypothèse de l'indépendance des paramètres et la décomposition en 4 blocs est remise en cause par les mauvais scores obtenus par le sous-ensemble sur la couverture nuageuse. En fait, l'impact de l'incertitude sur la couverture nuageuse devrait plutôt être pris en compte dans les autres sous-ensembles. Cette perspective permettrait d'inclure l'impact radiatif de la couverture nuageuse dans chacun des sous-ensembles de DEEPS (forçages, IC et initialisation des nuages bas). Ceci permettrait d'augmenter la dispersion dans chaque sous-ensemble, ce qui aiderait leur calibration BMA.

2.6 La sensibilité de LEPS au changement de critère des Low Visibility Procedure (LVP)

Dans cette section, j'étudie la sensibilité de LEPS par rapport au choix du critère de LVP. Le critère de référence a été fixé par l'Aéroport De Paris : visibilité inférieure à 600 mètres ou plafond inférieur à 60 mètres. Dans un premier temps, je conserve le critère de plafond fixe (60 m) et je fais varier le critère de visibilité avec les valeurs de 300 et 1000 mètres. Dans un deuxième temps, je conserve le critère de visibilité fixe (600 m) et je fais varier le critère de plafond avec les valeurs de 100 et 200 mètres. J'obtiens alors 4 nouveaux ensembles de 54 membres avec des critères LVP différents (tableau 2.1). De nouveaux coefficients de calibration BMA sont alors calculés pour chaque nouvel ensemble.

En changeant le critère LVP, on définit de nouveaux événements dont la climatologie est différente (tableau 2.1). Le changement de seuil de visibilité affecte très peu la fréquence climatologique des nouveaux événements LVP (environ 5%), puisque physiquement on considère les cas de brouillards et les transitions brouillards/stratus ou stratus/brouillards en considérant un seuil de visibilité compris entre 300 et 1000 mètres.

Par contre, en augmentant le seuil des plafonds, on considère des cas de stratus en plus des cas de brouillards et de transitions brouillards/stratus ou stratus/brouillards. Par conséquent la fréquence climatologique de ces nouveaux événements LVP augmente (11% pour un seuil de plafond de 100 mètres et 19% pour 200 mètres). Ainsi, lorsqu'on augmente le critère pour le seuil des plafonds, on se retrouve avec plus des cas de stratus dans l'échantillon que de cas de brouillards.

2.6.1 La sensibilité par rapport au seuil de visibilité

Deux raisons expliquent le peu de sensibilité de LEPS au changement de critère sur la visibilité (figure 2.1). Premièrement, quel que soit le seuil de visibilité LVP (300, 600 et 1000 mètres), les cas observés sont les mêmes et la fréquence climatologique est autour de 5% pour l'hiver 2004-2005. Ces cas correspondent à des brouillards et aux phases de transitions entre brouillards et stratus. Deuxièmement, la visibilité dans COBEL est diagnostiquée à partir de l'eau liquide et le modèle simule généralement des brouillards épais, la paramétrisation utilisée (Kunkel, 1984) est assez abrupte et la visibilité prévue chute rapidement de 1000 à quelques dizaines de mètres lorsque le brouillard est prévu par COBEL. Le modèle n'est donc pas capable de reproduire avec finesse l'évolution de la visibilité pour être sensible à un critère entre 0 et 1000 mètres.

La figure 2.1 présentant le skill score de brier montre le peu de sensibilité des ensembles bruts

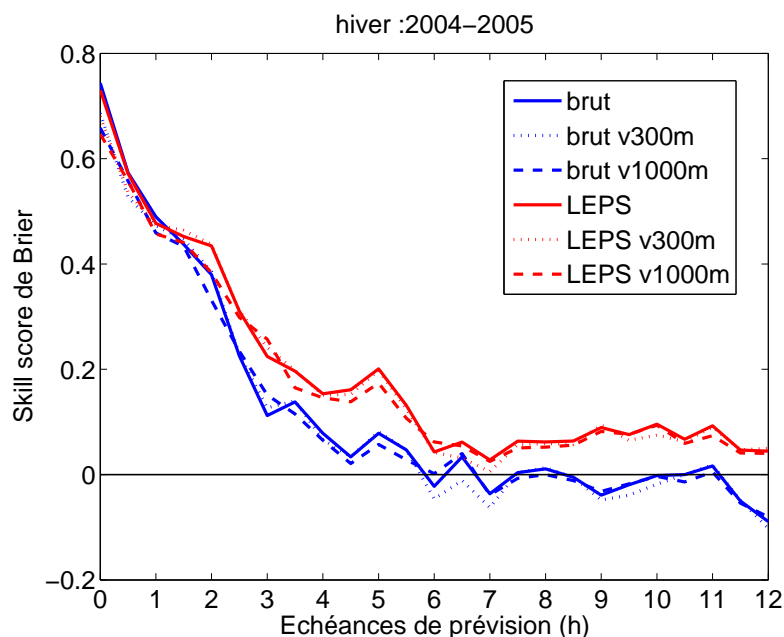


FIG. 2.1 – Skill score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : plafond inchangé inférieur à 60 m pour tous les systèmes et visibilité inférieure à 300, 600 et 1000 mètres.

Les différents ensembles de 54 membres			
LEPS	seuil de visibilité (m)	seuil de plafond (m)	fréquence climatologique (%)
référence	600	60	5
v300m	300	60	5
v1000m	1000	60	6
p100m	600	100	11
p200m	600	200	19

TAB. 2.1 – Tableau récapitulatif des ensembles de 54 membres construits avec différents critères LVP et de la fréquence climatologique de chaque nouvel évènement LVP pour l'hiver 2004-2005.

(bleu) et calibrés (rouges) au critère de visibilité. Par conséquent, la décomposition classique du score de Brier en résolution (figure 2.2) et fiabilité (figure 2.3) confirme donc ce résultat. La calibration n'affecte pas la résolution des ensembles bruts, donc tous les ensembles ont à toutes fins pratiques la même résolution. Par contre, la calibration améliore la fiabilité des ensembles bruts, mais la différence de critère provoque peu de différence sur les scores de fiabilité des ensembles bruts ou calibrés.

2.6.2 La sensibilité par rapport au seuil de plafond

Lorsque le seuil de plafond est fixé à 100 m ou plus, il s'agit généralement de cas de stratus bas et non plus de cas représentant la transition entre brouillard et stratus. Ce faisant, la climatologie de ces nouveaux évènements LVP augmente puisque les stratus sont fréquents en hiver

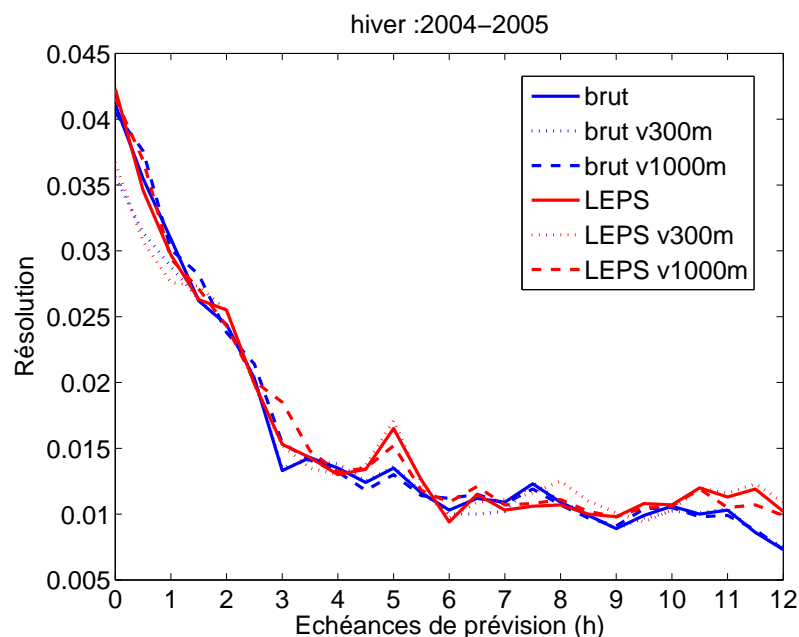


FIG. 2.2 – Résolution selon la décomposition du score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : plafond inchangé inférieur à 60 m pour tous les systèmes et visibilité inférieure à 300, 600 et 1000 mètres.

dans la région parisienne. L'échantillon est alors dominé par les cas de stratus bas et non par les cas de brouillards.

L'évolution des stratus est plus lente et moins sensible aux paramètres de surface que celle des brouillards. Ils ont donc tendance à persister tout au long de la simulation dans tous les membres de l'ensemble lorsqu'ils sont initialisés. Car si un stratus est observé, il est initialisé dans tous les membres de l'ensemble. Les stratus sont initialisés dans COBEL jusqu'à une hauteur de 1400 m lorsqu'ils sont détectés sur le site.

Dans cette situation, la calibration BMA a tendance à considérer les stratus comme des événements plus triviaux que les brouillards car ils sont vus par tous les membres. L'apprentissage par la méthode BMA cherche à calculer les nouveaux critères LVP avec des échantillons majoritairement composés de cas de stratus bas. Dans l'ensemble, seuls les membres sur l'initialisation des stratus dans p100m et p200m vont influencer suffisamment l'apprentissage BMA pour produire des coefficients différents de la référence. En effet, les membres correspondants à l'initialisation des brouillards/stratus (entre 25-32 et 41-42) et ceux sur l'initialisation des profils atmosphériques (entre 33 et 40) ont plus de poids que les systèmes p100m et p200m que dans le système de référence, surtout entre 0 et 3 heures d'échéance (figures 2.5 et 2.6). Les nouveaux critères LVP changent l'événement à considérer et les coefficients BMA diffèrent entre

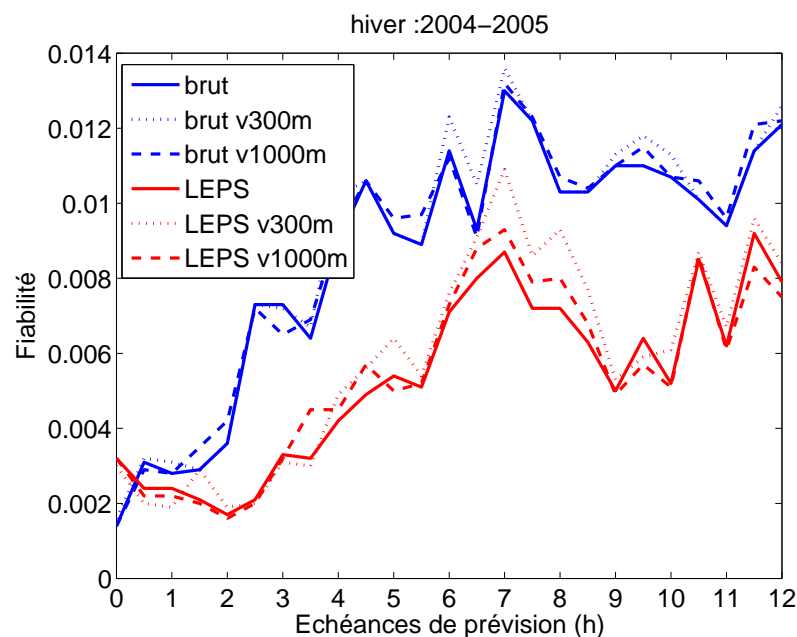


FIG. 2.3 – Fiabilité selon la décomposition du score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : plafond inchangé inférieur à 60 m pour tous les systèmes et visibilité inférieure à 300, 600 et 1000 mètres.

p100m, p200m et le système de référence. Si bien que LEPS est sensible au changement de seuil des plafonds nuageux (figure 2.4).

Entre 0 et 3 heures de simulation, le skill score de Brier est moins bon lorsque j’augmente le seuil de plafond par rapport à la référence. Les cas de stratus dominent l’échantillon par rapport aux cas de brouillards et les coefficients BMA prennent plus en compte les stratus que les brouillards entre 0-3h d’échéance de prévision. Par contre après 3 heures d’échéance de prévision, le BSS est sensiblement le même pour les ensembles p100m, p200m et de référence. Il faut noter que la calibration détériore le skill score de Brier pour les critères de plafond modifiés, plus le critère de plafond est élevé plus le BSS est dégradé (figure 2.4).

La figure 2.7 montre que la résolution des ensembles n’est pas modifiée par la calibration et que les caractéristiques des ensembles bruts sont conservées. Par contre, plus le critère de plafond LVP est élevé, plus la fréquence climatologique est élevée et donc plus la résolution de l’ensemble pour l’évènement LVP correspondant est grande.

Le score de fiabilité explique la dégradation du skill score de Brier (figure 2.8). En effet la calibration des ensembles, pour les critères de plafond modifiés, dégrade la fiabilité des LEPS

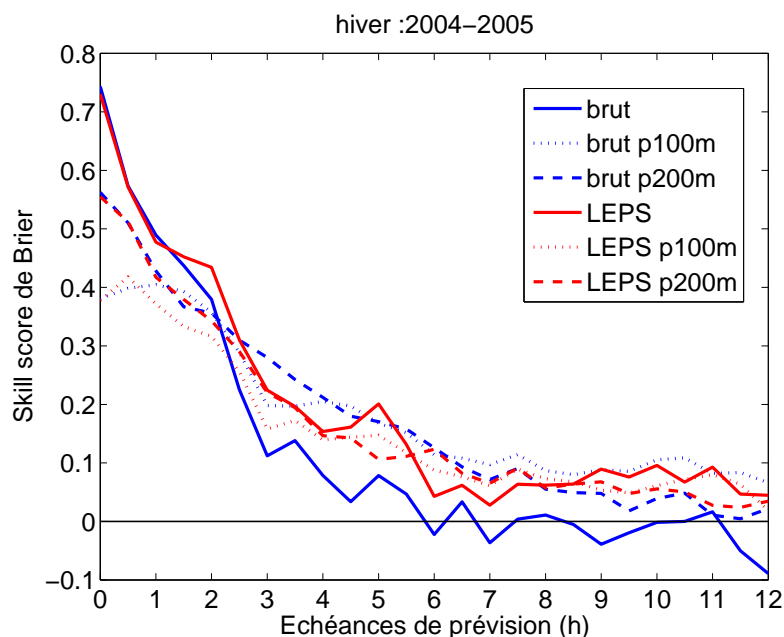


FIG. 2.4 – Skill score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.

p100m et p200m. Les ensembles calibrés sont alors moins fiables que les ensembles bruts. Les cas de stratus sont plus nombreux dans les échantillons de données p100m et p200m, mais aussi plus triviaux car les stratus sont moins sensibles à la surface que les brouillards et que leur évolution est plus lente. La calibration BMA se focalise sur les cas stratus entre 0-3h et les coefficients BMA diffèrent nettement de ceux du système de référence (figure 2.5). Entre 3 et 12 heures d'échéance de prévision, les coefficients BMA des systèmes p100m et p200m sont proches de ceux du système de référence (figure 2.6), ce qui signifie que les cas de brouillards ont contribué fortement à la détermination des coefficients de calibration. Cette double contribution stratus/brouillard produit des coefficients BMA assez proches de ceux du système de référence en ce qui concernent les membres regroupant plus de 75% du poids des coefficients.

Cette calibration, avec des poids calculés essentiellement par des cas de brouillards mais appliqués à des critères LVP dominés par des cas de stratus, dégrade la fiabilité des ensembles calibrés par rapport aux ensembles brut pour les systèmes à critères de plafond modifiés. La figure 2.9 montre que la dégradation sur le score de fiabilité est en moyenne de 36% sur les 12 heures de simulation pour LEPS p100m et de 20% pour LEPS p200m alors que l'amélioration moyenne de la fiabilité pour le système de référence est de 32%.

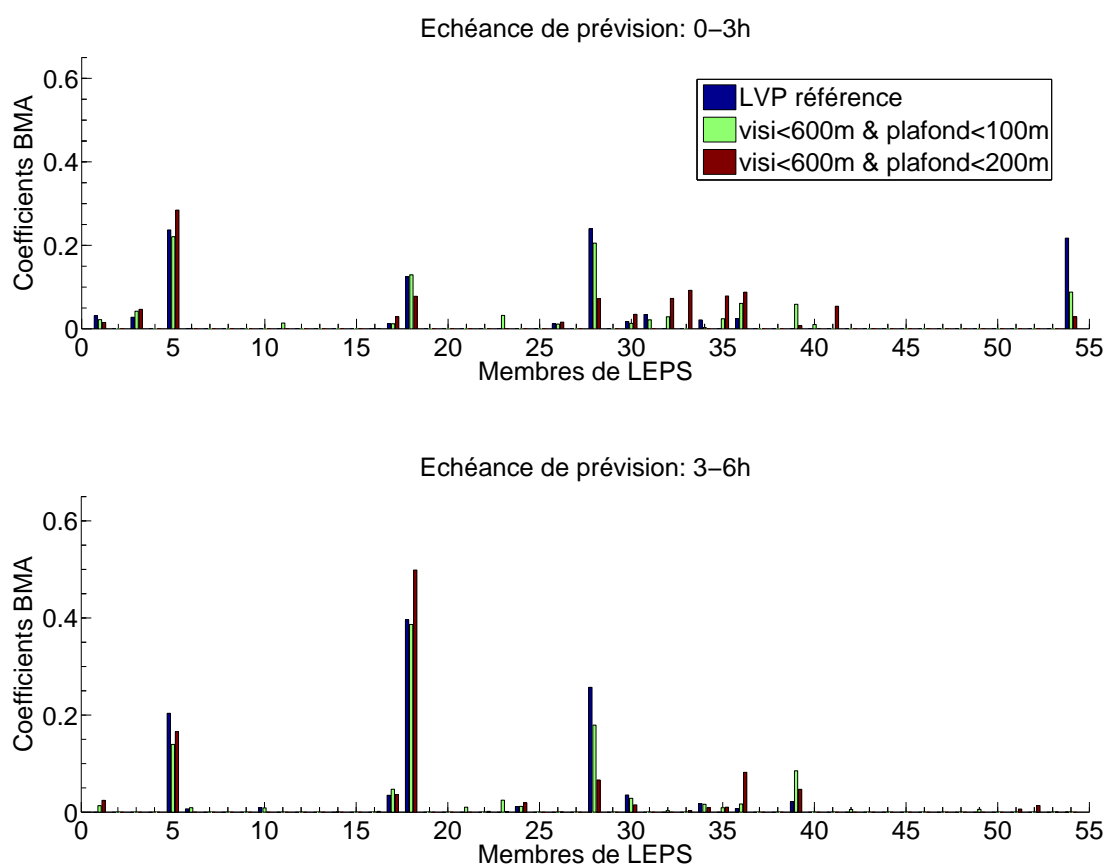


FIG. 2.5 – Coefficients BMA pour les échéances de prévision entre 0 et 6 heures pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.

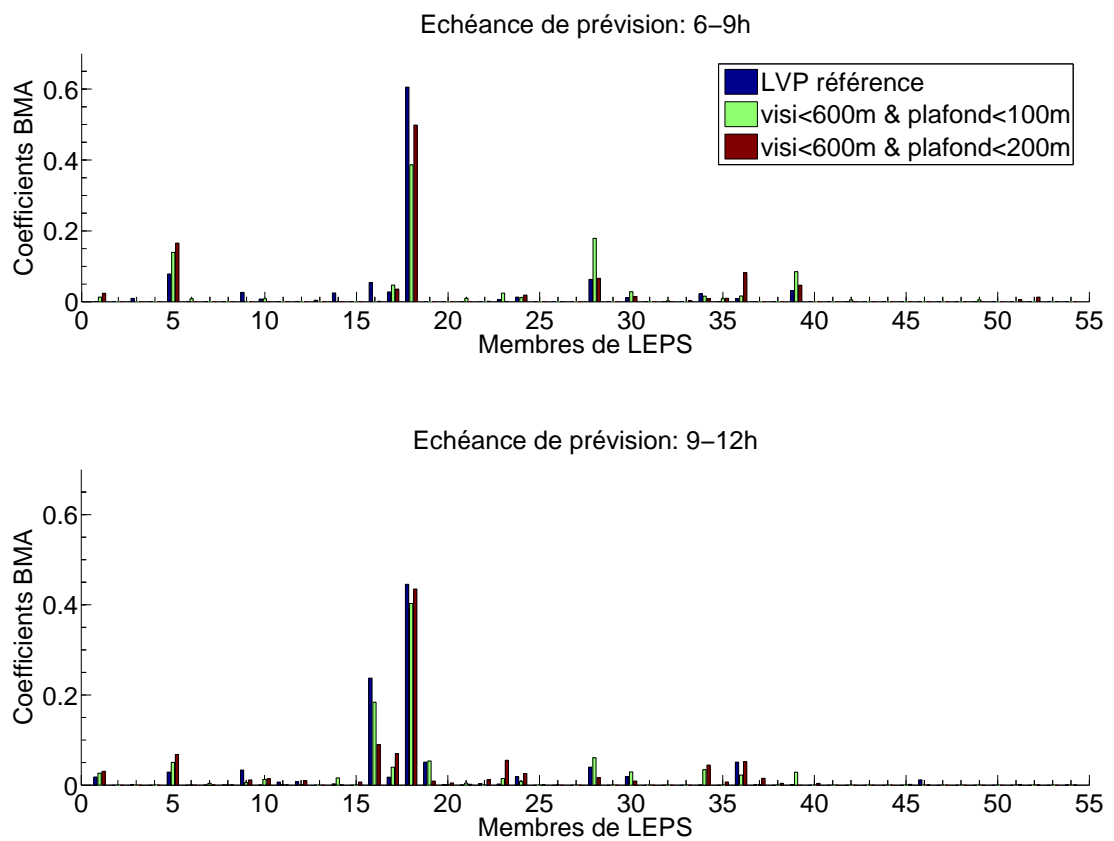


FIG. 2.6 – Coefficients BMA pour les échéances de prévision entre 6 et 12 heures pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.

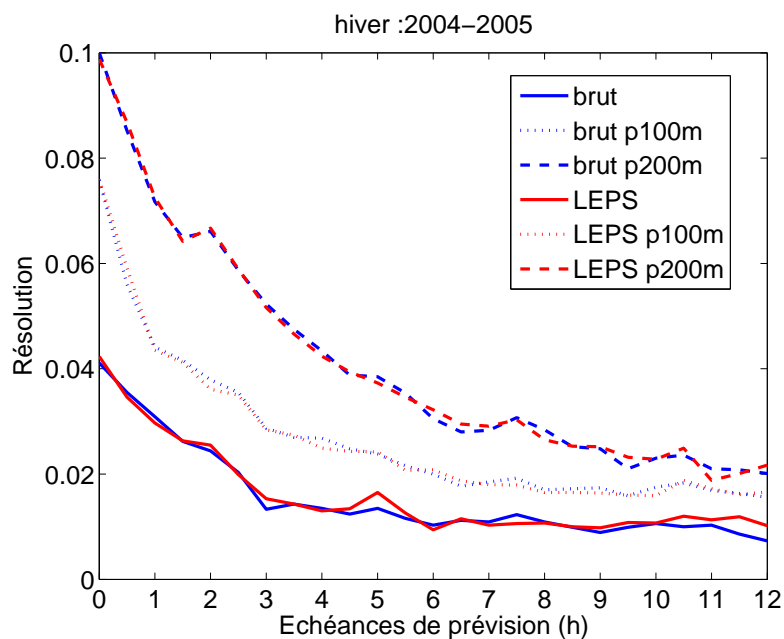


FIG. 2.7 – Résolution selon la décomposition du score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.

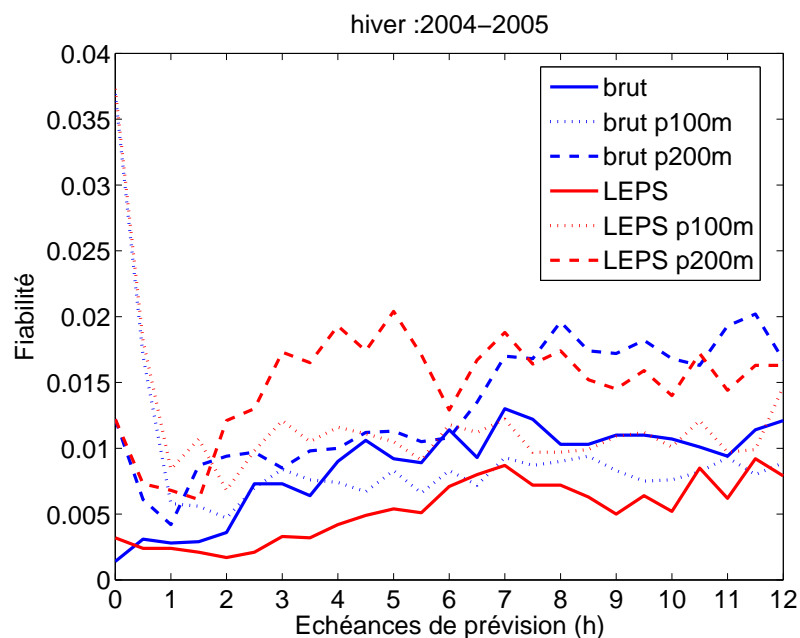


FIG. 2.8 – Fiabilité selon la décomposition du score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.

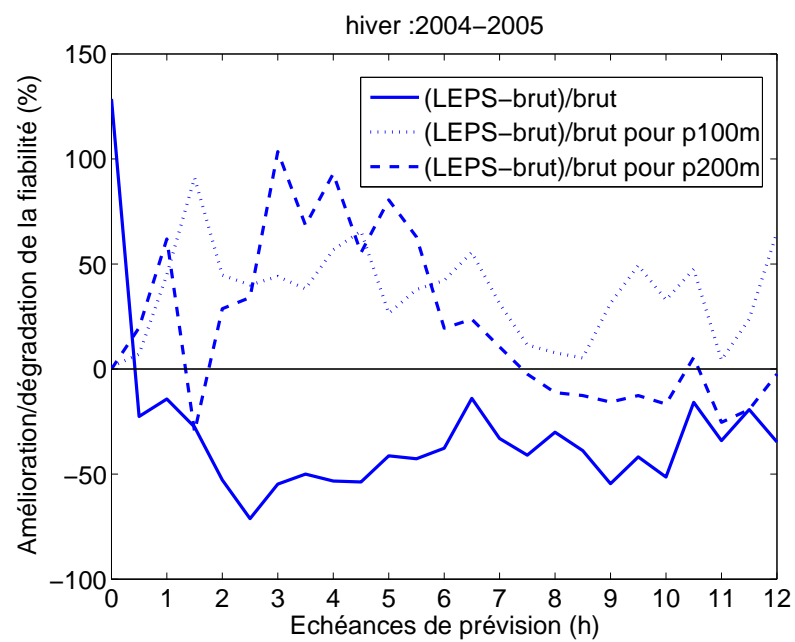


FIG. 2.9 – Pourcentage d’amélioration/dégradation de la fiabilité selon la décomposition du score de Brier pour les critères LVP suivants pour LEPS : visibilité inchangée inférieure à 600 m pour tous les systèmes et plafond inférieur à 60, 100 et 200 mètres.

Chapitre 3

LEPS vers la prévision opérationnelle

Ce chapitre a pour objectif de répondre à la question suivante : quel est l'apport du système LEPS à la prévision des LVP ?

Ce troisième chapitre démontre l'utilité de LEPS pour la prévision des LVP ; en comparant les prévisions probabilistes de LEPS aux prévisions opérationnelles. Depuis août 2000, un bulletin de prévision LVP est effectué par le Centre Départemental Météorologique (CDM) du Val d'Oise pour l'aéroport de Roissy. Ce bulletin sert de support pour la gestion et la sécurité de l'aéroport et des appareils en vol (retard, déroutage ou annulation de vols, mise en place de mesures préventives spécifiques aux LVP, mise en alerte de personnels et astreinte...).

Cette prévision possède certaines caractéristiques :

- elle porte sur un évènement rare.*
- les phénomènes à prévoir sont locaux et impliquent de nombreux processus physiques sur de petits intervalles temporels (radiation, turbulence, advections...). Si bien que leur prévisibilité est par nature délicate à cerner, et cela même pour la prévision de courte échéance (0-12h).*
- elle comporte des classes de prévision reflétant une incertitude plus ou moins grande sur la prévision (classification des prévisions "certain", "probable", "improbable" et "exclu"). La prévision acquiert de manière subjective un sens probabiliste puisqu'elle est fondée sur le jugement du prévisionniste.*

Il s'agit donc d'une prévision déterministe à laquelle le prévisionniste intègre une notion de risque, qui attribue une nature "probabiliste" aux prévisions opérationnelles fournissant une base pour une comparaison avec les prévisions de LEPS (ensemble de 54 membres) pour l'hiver test de 2004-2005.

Par la suite le comportement de LEPS sera analysé sur un cas de LVP survenu au cours de l'hiver 2004-2005 sur l'aéroport de Roissy : un cas de stratus bas s'affaissant en brouillard observé le 17 janvier 2005.

3.1 Comparaison entre les prévisions opérationnelles et celles de LEPS pour l'hiver 2004-2005

3.1.1 Les bulletins opérationnels à Roissy

Depuis août 2000, deux bulletins LVP sont effectués à 6 et 9 heures locales par le CDM du Val d'Oise pour l'aéroport de Roissy Charles de Gaulle. Les prévisions ont une nature probabiliste puisque le prévisionniste leur attribue une notion de risque en les répartissant dans les classes de prévision suivantes : "exclu", "improbable", "probable" et "certain" (tableau 3.1). L'évaluation du risque de LVP est purement subjective et repose sur l'expertise du prévision-

<i>Classe de prévision des bulletins locaux</i>	<i>Probabilité LEPS correspondante</i>
certain	$P > 90\%$
probable	$50 = < P < 90\%$
improbable	$0 < P < 50\%$
exclu	$P = 0\%$

TAB. 3.1 – Tableau des correspondances LEPS-classes de prévisions opérationnelles.

niste en charge de l'élaboration du bulletin. Ce type de prévision reste subjectif et mène généralement à une surestimation des risques d'occurrence et donc à des taux de fausses alarmes élevés (Murphy, 1991). De plus, le jugement du prévisionniste est fortement influencé par les besoins de l'utilisateur. Il peut être tenté de prendre plus de risques dans sa prévision si l'utilisateur est capable de tolérer les pertes occasionnées par un nombre des fausses alarmes élevé ; et inversement il peut être porté vers la prudence si les pertes associées aux fausses alarmes sont importantes.

Les prévisions sont produites jusqu'à 3 heures d'échéance et séparées en 4 tranches horaires :

- T_1 : entre 0 et 30 minutes (6h-6h30 ou 9h-9h30)
- T_2 : entre 30 minutes et 1 heure (6h30-7h ou 9h30-10h)
- T_3 : entre 1 et 2 heures (7h-8h ou 10h-11h)
- T_4 : entre 2 et 3 heures (8h-9h ou 11h-12h).

Le critère de validation est le suivant, il y a LVP si la visibilité est descendue sous 600 m ou le plafond sous 200 pieds (60 m) au moins 1 fois au cours d'une des 4 périodes de prévision. Ce critère de validation est très souple car la fréquence d'observation est d'une minute. Il suf-

fit donc d’avoir 1 minute de LVP sur une période de 30 ou de 60 minutes pour valider une prévision. Les résultats présentés dans ce chapitre seront donc meilleurs que ceux du chapitre précédent car le critère de validation est moins strict. Dans le chapitre précédent, il fallait au moins 3 observations sur une période de 30 minutes pour valider une prévision sur le même intervalle de temps.

3.1.2 Les bulletins de LEPS

Les simulations de LEPS sont effectuées avec une fréquence tri-horaire en temps universel. Il est donc difficile de comparer directement les échéances de prévision entre LEPS et les bulletins LVP locaux effectués aux heures locales (6 et 9h). Les réseaux 3Z (correspondant généralement à 4h locale) et 6Z (7h locale) de prévision de LEPS seront utilisés pour la comparaison avec le bulletin local de 6h. Le tableau 3.2 résume les décalages, entre les échéances de prévision, en fonction du réseau utilisé pour la comparaison avec les prévisions opérationnelles.

Echéance de prévision		
<i>Bulletin local de 6h</i>	<i>LEPS réseau 3Z</i>	<i>LEPS réseau 6Z</i>
T1 : 30 minutes	2h30min	
T2 : 1h	3h	0h - initialisation
T3 : 2h	4h	1h
T4 : 3h	5h	2h

TAB. 3.2 – Tableau récapitulatif des décalages entre les prévisions opérationnelles et LEPS en fonction des réseaux pour une comparaison avec le bulletin de 6h.

3.1.3 Prévisions opérationnelles versus LEPS

Le bulletin de 6 heures locales

En prévision aéronautique, afin de pouvoir anticiper et de gérer adéquatement les flux aériens, il est important de ne pas manquer d’événements LVP. Cette contrainte peut pousser les prévisionnistes à prendre plus de risques dans leurs prévisions. Cette tendance protectionniste devrait être modérée par l’utilisateur qui exige également la fiabilité des prévisions et donc le moins possible de fausses alertes. Le prévisionniste se trouve face à un dilemme : une prise

de risque maximale, menant à des taux de fausses alarmes élevés mais avec très peu d'évènements manqués ou une prise de risque minimale avec peu de fausses alarmes et de nombreux évènements manqués.

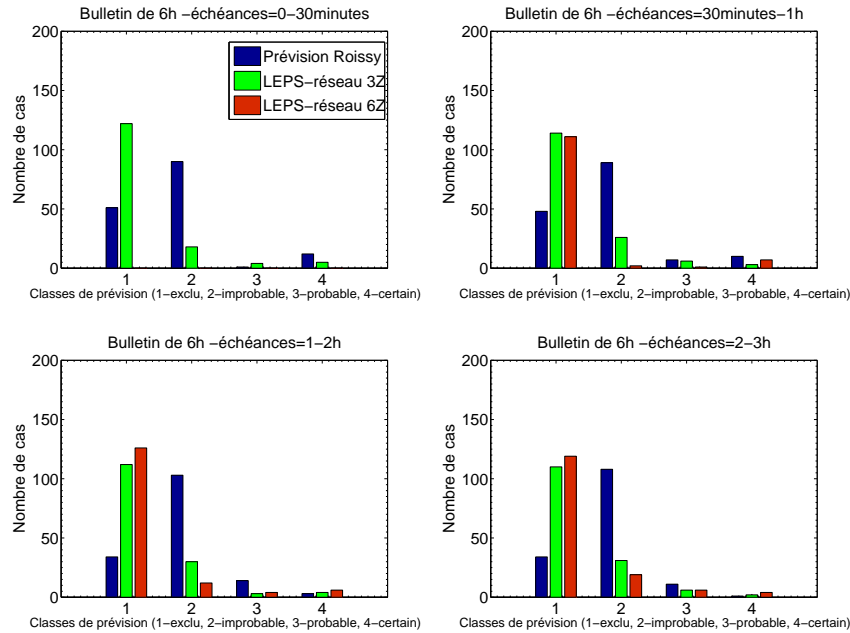


FIG. 3.1 – Histogrammes des prévisions opérationnelles de 6 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 3Z (vert) et LEPS réseau 6Z (rouge).

La figure 3.1, présentant le nombre de cas prévus dans chaque classe en fonction des tranches horaires, révèle bien ce dilemme (couleur bleue). Les prévisionnistes ne veulent pas manquer d'évènements, si bien que dès qu'un risque de LVP est faiblement pressenti, il est classé comme "improbable" quel que soit la tranche horaire. A l'opposé, peu de risques sont pris avec les autres classes. Les prévisions "certaines" sont essentiellement réservées aux prévisions allant jusqu'à 1 heure d'échéance et très peu de prévisions sont estimées comme "probables". La prévision opérationnelle est alors dominée par la classe "improbable".

Sans surprise, les classes avec peu ou pas d'incertitude (les classes : "certain", "exclu" et "probable") sont fiables (figure 3.2). L'incertitude sur la prévision est contenue dans la classe "improbable" qui est peu fiable quelle que soit la tranche horaire de prévision. En effet, la subjectivité des prévisions se retrouve dans cette classe "improbable" car on y glisse tous les cas potentiellement risqués, ce qui permet de ne pas manquer de cas LVP. La courbe pseudo-ROC (figure 3.3) confirme que cette classe induit un taux de fausses alarmes important au niveau de la détection des LVP. Dans une prévision de 3 heures d'échéance tous les cas sont prévus, mais le taux de

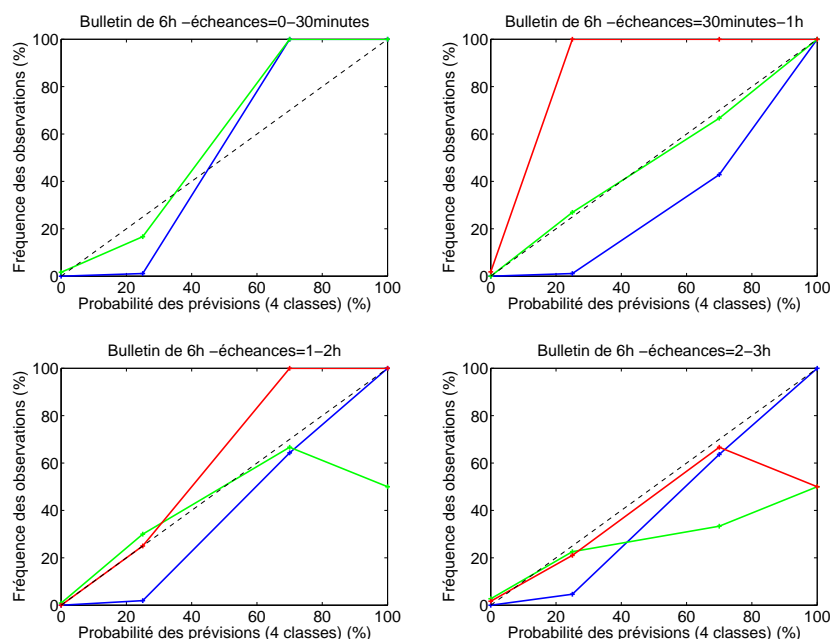


FIG. 3.2 – Diagrammes de fiabilité des prévisions opérationnelles de 6 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 3Z (vert) et LEPS réseau 6Z (rouge).

fausses alarmes varie entre 60% et 80% selon la tranche d'échéance de la prévision. Par contre l'information produite par les autres classes est fiable et conduit à des taux de fausses alarmes faibles ($TFA < 5\%$) et des taux de détections intéressants ($TD = 60\%$ pour les classes "certain" et "probable" en T4 et $TD = 90\%$ en T1).

LEPS calcule la fonction de densité de probabilité de l'occurrence de LVP au cours de la prévision. Simulation après simulation, le système procède à une évaluation systématique du risque LVP en se basant sur l'intégration des équations d'un modèle numérique, il est alors en mesure de fournir une prévision objective du risque d'occurrence de conditions LVP. Les prévisions sont fiables, par contre la résolution de l'ensemble diminue significativement passé 3 heures d'échéance et le système peine à fournir des probabilités élevées. Par conséquent, toutes les classes de probabilités de prévisions sont fiables, y compris la classe "improbable" (figures 3.1 et 3.2). Elle contient 3 fois moins de cas que la classe "improbable" des prévisions opérationnelles. Les cas supplémentaires passent dans les autres catégories notamment dans la classe "exclu", qui domine les prévisions LEPS (figures 3.1). On obtient alors un histogramme plus conforme à la prévision d'un événement rare (distribution en "L"), avec peu de cas observés et donc peu de cas prévus même avec un risque faible. Le réseau 3Z, utilisant des prévisions de plus longues

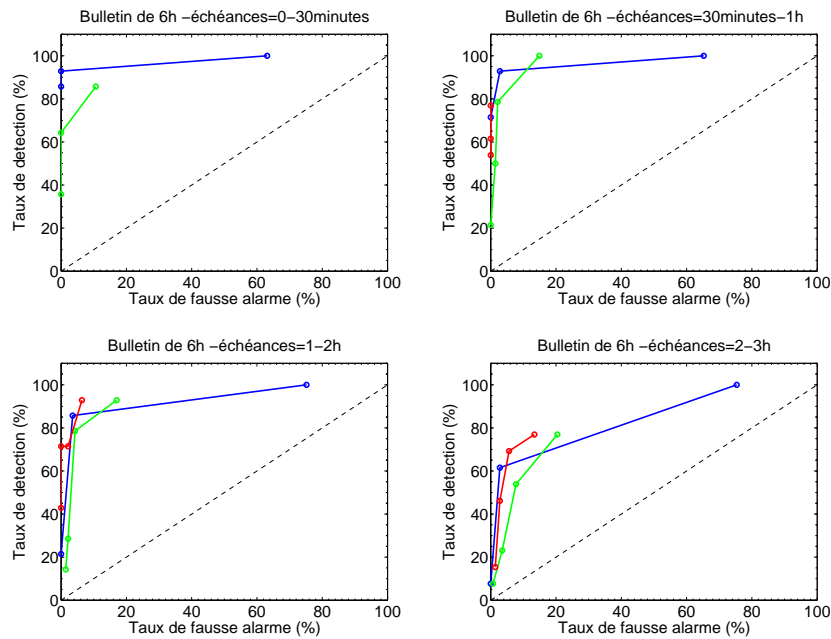


FIG. 3.3 – Pseudo Relative Operating Characteristic Curve (ROC) des prévisions opérationnelles de 6 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 3Z (vert) et LEPS réseau 6Z (rouge).

échéances pour la comparaison avec les prévisions opérationnelles, a une fiabilité équivalente à celle du réseau 6Z pour les tranches de prévision T1 et T2. Pour les tranches T3 et T4, le réseau 3Z est par contre logiquement un peu moins fiable que le réseau 6Z pour les classes "certaines" et "probables", puisque les échéances de prévision de comparaisons sont plus éloignées pour le réseau 3Z. La figure 3.3 (pseudo-ROC) montre que LEPS a des caractéristiques opérationnelles proche des prévisions opérationnelles, cependant :

- LEPS produit des taux de fausses alarmes liés à la classe "improbable nettement plus faibles (environ 10-20% au lieu de 60-80%)
- LEPS ne permet pas de détecter tous les cas LVP sur l'hiver contrairement aux prévisions opérationnelles.

En résumé, le score de Brier et sa décomposition en fiabilité, résolution et incertitude pour les prévisions opérationnelles et LEPS présenté par la figure 3.4, confirme les résultats précédemment obtenus, à savoir :

- les trois prévisions (opérationnelles, réseau 3Z de LEPS et réseau 6Z de LEPS) apportent une information utile et de qualité supérieure à la climatologie, elles sont plus performantes que la prévision climatologique sur les 4 tranches horaires. Le score de Brier du réseau 3Z, faisant intervenir des échéances de prévision plus longues, est moins bon que

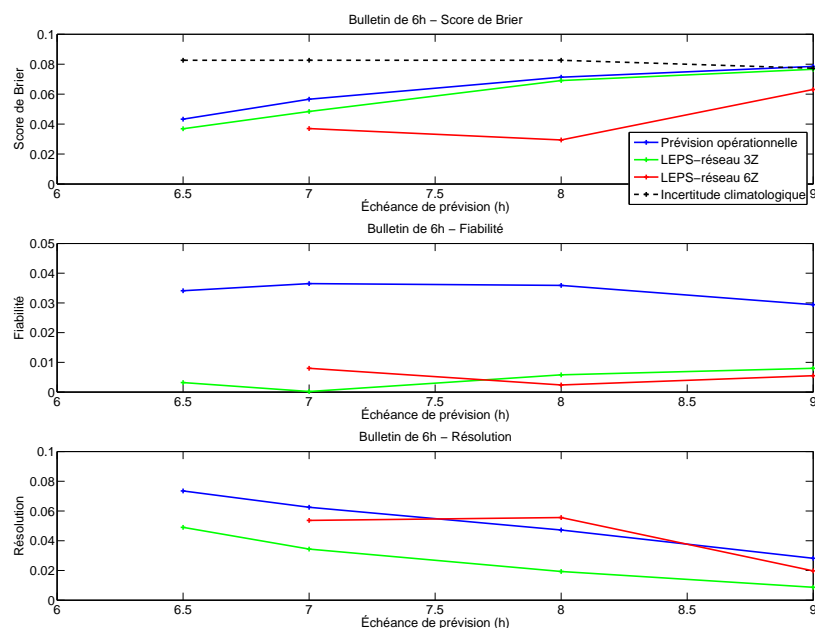


FIG. 3.4 – Score de Brier, fiabilité et résolution des prévisions opérationnelles de 6 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l’hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 3Z (vert) et LEPS réseau 6Z (rouge).

celui du réseau 6Z, mais quasi équivalent à celui de la prévision opérationnelle.

- le gain tiré de l’utilisation de LEPS est au niveau de la fiabilité des prévisions. Le score de fiabilité est amélioré de 80% par LEPS, quel que soit le réseau utilisé pour la prévision.
- la résolution des prévisions opérationnelles est équivalente à celle des prévisions du réseau 6Z de LEPS. Par contre, la résolution est moins bonne pour le réseau 3Z de LEPS car les échéances de prévision utilisées pour les comparaisons sont plus longues et conduisent à moins de cas détectés par LEPS.

Le bulletin de 9 heures locales

Les conclusions pour le bulletin de 9 heures sont en accord avec celles de 6 heures donc l’analyse des résultats ne sera pas répétée dans cette section, toutefois les graphiques sont présentés en annexe.

3.2 Étude de cas LVP

Cette section a pour but d’illustrer l’utilisation des prévisions de LEPS dans une configuration opérationnelle, en effectuant des prévisions a posteriori d’une situation LVP observée à Roissy. Au cours de l’hiver 2004-2005, il n’y a pas eu de cas de brouillard radiatif classique, avec

une formation du brouillard en pleine nuit sous l'effet du refroidissement radiatif. Cet hiver est plutôt caractérisé par des cas de stratus bas s'affaissant au cours de la nuit, avec éventuellement l'apparition du brouillard au sol lorsque la base du stratus atteint la surface. Le cas étudié est donc représentatif des cas observés à Roissy CdG durant l'hiver. Il s'agit d'un stratus bas qui s'affaisse au cours de la nuit, le brouillard se forme quelques heures, puis se dissipe et la base du stratus remonte progressivement. En configuration opérationnelle, avec des simulations de 12 heures d'échéances toutes les 3 heures. Il est alors possible de suivre un cas et d'affiner sa prévision à chaque nouvelle simulation.

Le cas du 17 janvier 2005 : stratus s'affaissant en brouillard

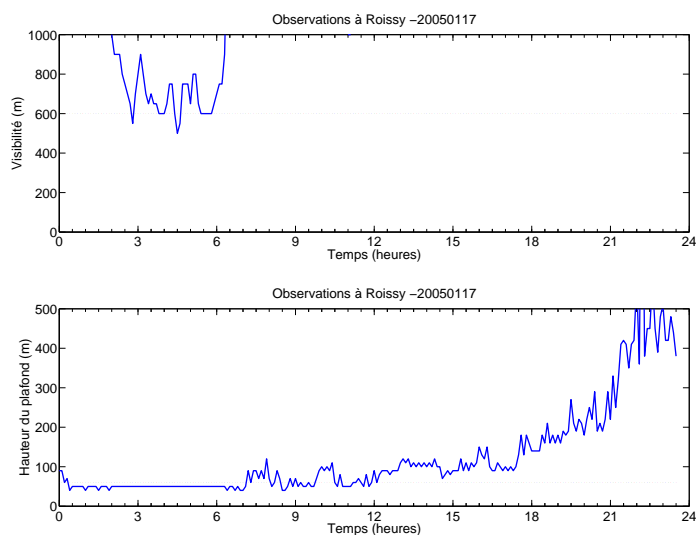


FIG. 3.5 – Évolution temporelle (UTC) de la visibilité et du plafond sur l'aéroport de Roissy Charles de Gaulle le 20050117.

Un stratus, dont la base se situe autour de 100 m, est présent à 0Z sur l'aéroport de Roissy dans la nuit 17 janvier 2005. La base du stratus descend lentement entre 0 et 3Z, jusqu'à atteindre le sol avec une réduction de visibilité suffisante pour être considéré comme un brouillard entre 3 et 6Z. L'affaissement de la base du stratus est probablement dû au refroidissement radiatif sous la base du nuage occasionnée par l'émission de rayonnement infrarouge de la base du stratus. Le refroidissement radiatif de la surface est faible (figure 3.7). Le flux IR montant étant d'environ $5W/m^2$ supérieur au flux IR descendant au cours de la nuit, la température diminue de près d'un $1.5^{\circ}C$ entre 0 et 6Z favorisant la condensation à la surface et la formation du brouillard (figure 3.6). Les deux phénomènes de refroidissement radiatif, sous la base du stratus et de la surface, se combinent donc dans ce cas LVP jusqu'à la formation du brouillard entre 0 et 3Z. Par la suite, avec le lever du soleil la surface se réchauffe et le brouillard remonte

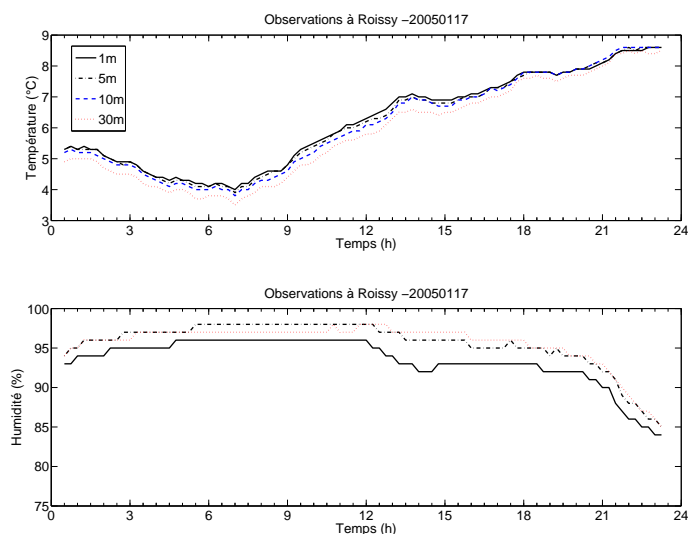


FIG. 3.6 – Évolution temporelle (UTC) de la température et de l’humidité au mat sur l’aéroport de Roissy Charles de Gaulle le 20050117.

en stratus dont la base demeure inférieure à 60 m jusqu’à 12Z (figure 3.5).

À 0Z, le stratus est initialisé avec une base voisine des 100m (figure 3.8). Le diagramme de spaghettis (figure 3.8) montre que la quasi-totalité des membres de l’ensemble prévoit un affaissement du stratus après 2-3 heures de prévision et la formation de brouillard par la suite par certains membres de l’ensemble. Cette formation de brouillard sous l’effet du refroidissement radiatif est donc bien vu par l’ensemble brut, de même que la dissipation du brouillard en stratus bas après le lever du soleil.

Au niveau de la prévision probabiliste (figure 3.9) :

– réseau 0Z

Situation : le stratus est initialisé au-dessus du seuil LVP, il est donc menaçant. Va t’il s’affaisser ?

Prévision LEPS : à une heure d’échéance, LEPS prévoit des conditions LVP avec une probabilité croissante de 0% à 0Z à environ 30% entre 3 et 10Z.

Bulletin LEPS : risque LVP **improbable** entre 1-12Z.

– réseau 3Z

Situation : le stratus s’est affaissé et le brouillard est observé sur l’aéroport. Quand va t’il se dissiper ?

Prévision LEPS : le brouillard est initialisé à 3Z dans la plupart des membres (les autres

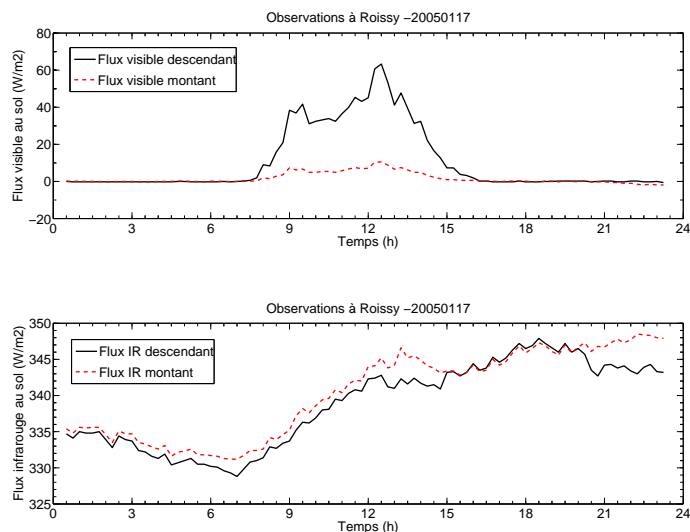


FIG. 3.7 – Évolution temporelle (UTC) des radiations visible et infrarouge sur l’aéroport de Roissy Charles de Gaulle le 20050117.

sont en stratus). LEPS prévoit des conditions LVP avec une probabilité assez forte 79% entre 3 et 9Z. À 9Z la probabilité chute brutalement à 22% (le brouillard se lève t’il en stratus?) puis diminue vers 0% entre 9 et 15Z.

Bulletin LEPS : risque LVP **probable** entre 3-9Z et **improbable** entre 9-15Z.

– réseau 6Z

Situation : le brouillard est toujours présent sur l’aéroport. Quand va t’il se dissiper ?

Prévision LEPS : le brouillard est donc encore initialisé à 6Z dans la plupart des membres.

LEPS prévoit des conditions LVP avec une probabilité assez forte 79% entre 6 et 9Z. A partir 9Z la probabilité chute progressivement à 10% à 13-14Z. Les conditions LVP sont exclues à partir de 16Z.

Bulletin LEPS : risque LVP **probable** entre 6-9Z, **improbable** entre 9-16Z et **exclu** à partir de 16Z.

– réseau 9Z

Situation : le brouillard s’est levé en stratus (conditions LVP). Quand va t’il passer au-dessus du seuil LVP ?

Prévision LEPS : tous les membres sont en conditions LVP à l’initialisation. Le stratus est donc encore initialiser à 9Z. La probabilité de LVP chute à 0% en 3 heures. Si bien que les conditions LVP sont exclues dès 12Z30.

Bulletin LEPS : risque LVP **certain** entre 9-9Z30, **probable** entre 9Z30-10Z, **improbable** entre 10-12Z30 et **exclu** à partir de 12Z30.

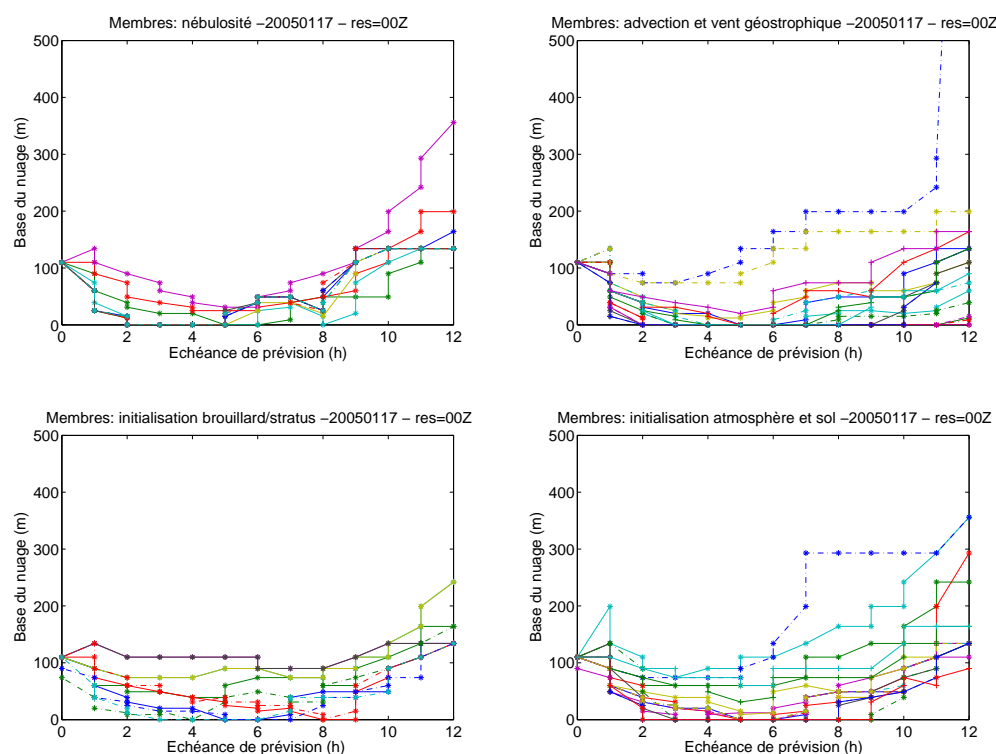


FIG. 3.8 – Les 54 solutions de l'ensemble brut (spaghettis) pour la simulation de 0Z du 20050117.

– réseau 12Z

Situation : le stratus est toujours observé en conditions LVP.

Prévision LEPS : tous les membres sont en conditions LVP à l'initialisation. Le stratus est toujours initialiser à 12Z. La probabilité de LVP chute à 10% en 1 heure. Les conditions LVP sont exclues à partir de 22Z car certains membres prévoient une menace (la base du stratus est observée autour 200m à 20Z).

Bulletin LEPS : risque LVP **probable** entre 12-13Z, **improbable** entre 13Z-22Z et **exclu** à partir de 22Z.

– réseau 15, 18 et 21Z

Situation : le stratus est présent au-dessus de l'aéroport mais hors conditions LVP.

Prévision LEPS : Le réseau 15Z prévoit encore un faible risque et les réseaux 18 et 21Z excluent tous risques de LVP.

Bulletin LEPS : réseau 15Z, risque LVP **improbable** entre 15-22Z et réseaux 18 et 21Z, risque LVP **exclu**.

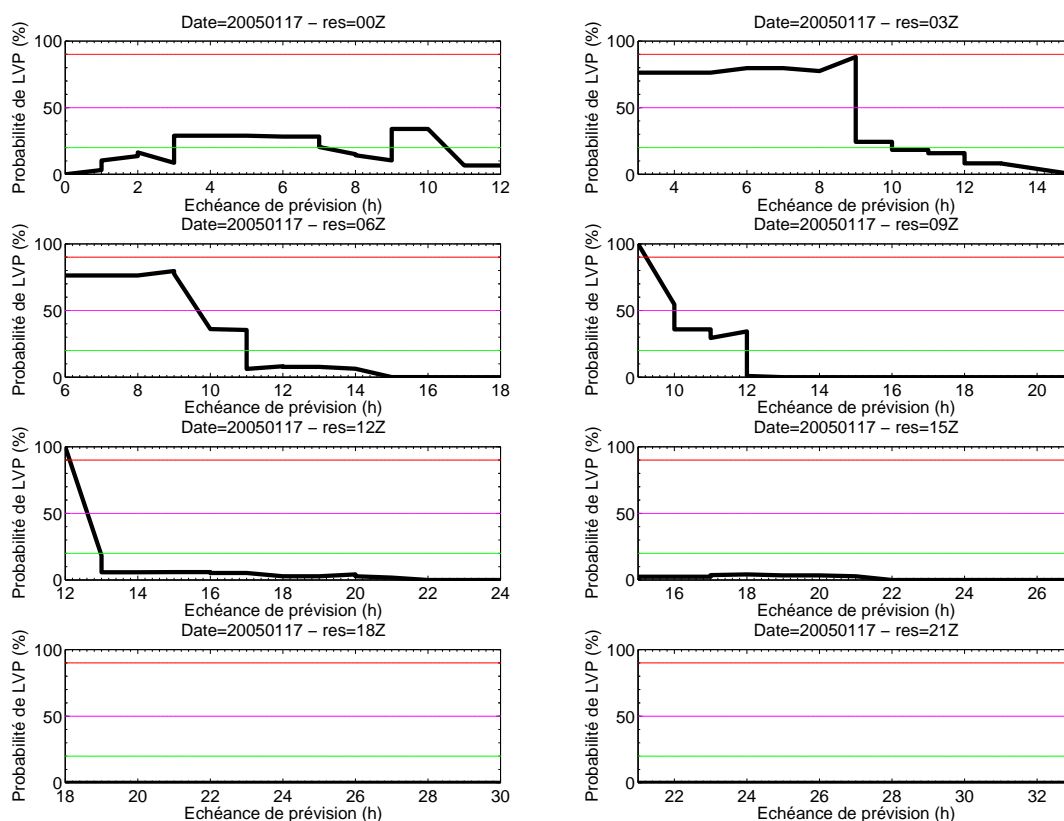


FIG. 3.9 – Prévisions probabilistes de LVP pour la journée du 20050117 pour les simulations 0, 3, 6, 9, 12, 15, 18 et 21Z.

Le cas du 17 janvier 2005 décrit en bulletins LVP

Les résultats de cette étude de cas sont synthétisés sous la forme des 2 bulletins LVP à 6 et 9 locales sur l'aéroport de Roissy Charles de Gaulle sur les figures 3.10 et 3.11. A partir de 3 heures d'échéance, les bulletins opérationnels ne sont plus produits car ils produisent beaucoup trop de fausses alarmes. Par contre, les bulletins LEPS peuvent être utilisés car ils sont fiables sur la période de 12 heures de simulation COBEL-ISBA. D'autre part, LEPS permet de mieux caractériser le risque de LVP sur les deux bulletins. La fin de l'épisode LVP est correctement vue par le système sur le bulletin de 9h locale.

3.3 Résumé du chapitre 3

Actuellement, la prévision opérationnelle des LVP est constituée de 4 classes : "certain", "probable", "improbable" et "exclu". Le prévisionniste, selon son expertise et son évaluation des risques, range sa prévision dans l'une de ces 4 classes afin d'attribuer un indice de confiance

Heure locale	6.5	7	8	9	10	11	12
Observations	LVP	LVP	LVP	LVP	LVP	LVP	LVP
Bulletin OP	P	P	I	I			
LEPS-3UTC	P	P	P	P	I	I	I
LEPS-6UTC		P	P	P	I	I	I

FIG. 3.10 – Schématisation de la comparaison entre le bulletin opérationnel et les bulletins LEPS pour les prévisions de 6 heures locales sur le cas d'étude du 20050117. C, P, I et E indique respectivement les classes de prévision certaine, probable, improbable et exclue.

à sa prévision. Cette nature subjective des bulletins LVP opérationnels biaise les prévisions des classes comportant une notion d'incertitude (improbable et probable), en surestimant le nombre de cas LVP prévus dans ces classes. Au cours de l'hiver 2004-2005 près de 70% des prévisions improbables auraient dû être classées en risque exclu. La répartition des prévisions dans ces 4 classes ne correspond pas à la prévision d'événements rares puisque la classe "improbable" contient environ 60% des prévisions.

Le système probabiliste local de prévision LEPS, apporte une prévision objective du risque d'occurrence de LVP. Par conséquent, les 4 classes de prévision LEPS en bulletin LVP sont fiables et le nombre de fausses alertes est réduit selon l'échéance de prévision de 50 à 60%. La prévision de LEPS est non-biaisée et sa distribution est conforme à celle attendue pour des événements rares, avec une classe d'exclusion du risque contenant la majorité des prévisions.

LEPS se montre performant sur le cas de LVP étudié : le stratus bas s'affaissant en brouillard en fin de nuit.

Pour la prévision de plafond, la situation LVP a été généralement vue avec de faibles probabilités, sauf en début de simulation lorsque le stratus était initialisé en LVP. Une assimilation fréquente d'observations (tri-horaire) permet d'initialiser les conditions au plus tôt, et de rester proche de la réalité. Simulation après simulation, LEPS permet de suivre l'évolution du cas LVP. Cependant, comme la dispersion sur l'évolution de la hauteur de la base du stratus est forte dans l'ensemble, la probabilité de LVP chute rapidement au cours des premières heures de la simulation.

Heure locale	9.5	10	11	12	13	14	15
Observations	LVP	LVP	LVP	LVP	LVP	non	non
Bulletin OP	I	I	I	I			
LEPS-6UTC	P	P	I	I	I	I	I
LEPS-9UTC		C	P	I	I	E	E

FIG. 3.11 – Schématisation de la comparaison entre le bulletin opérationnel et les bulletins LEPS pour les prévisions de 9 heures locales sur le cas d'étude du 20050117. C, P, I et E indique respectivement les classes de prévision certaine, probable, improbable et exclue.

En prévision de brouillard persistant, la situation LVP est prévue avec des probabilités plus fortes car la dispersion est plus faible dans des conditions synoptiques stables et des refroidissements radiatifs prononcés.

Sur ce cas de LVP, LEPS s'est montré capable de suivre et de prévoir l'évolution de l'épisode de sa formation à sa dissipation.

Il faut noter que cette comparaison entre les prévisions opérationnelles et LEPS a été basée sur la structure en 4 classes et 4 tranches horaires des bulletins LVP. Or les prévisions de LEPS sont plus riches car le système fournit des catégories de probabilités plus fines (classes de 10%). Par conséquent, LEPS permettra de raffiner les bulletins LVP :

- le nombre de classes de probabilités peut être affiné, en passant de 4 jusqu'à un maximum de 10 classes
- pour la prévision entre 0 et 3 heures d'échéance, les LVP peuvent être validés toutes les 30 minutes (voir chapitre 2), au lieu de conserver 4 tranches temporelles asymétriques (T1, T2, T3, T4 de respectivement 30minutes, 30 minutes, 1 heure, 1 heure)
- la prévision peut être poussée jusqu'à 12 heures d'échéance tout en restant fiable. Il faut cependant relâcher le critère de validation de LEPS et avoir des tranches de prévision d'une heure entre 3 et 12 heures d'échéance de prévision (voir chapitre 2).

Conclusions

Les brouillards sont des phénomènes locaux complexes et rares si bien que l'obtention de prévisions fiables des brouillards (plus généralement des nuages bas) est un défi pour les années à venir en météorologie. Actuellement, la puissance des calculateurs, donc la capacité des systèmes de prévision à produire des prévisions opérationnelles en temps réel, impose aux modèles de prévisions numériques 3D des résolutions horizontale et verticale qui nécessite l'emploi de paramétrisations de processus physiques sous mailles. Ces contraintes rendent ces modèles de prévisions 3D peu fiables pour la prévision des brouillards et nuages bas qui demande des résolutions plus fines, verticalement pour pouvoir résoudre adéquatement les phases de formation de dissipation (bonne description des épaisseurs des brouillards) et spatialement afin de mieux résoudre les processus locaux (advections, turbulence...). Cependant, si de nos jours, la prévision numérique régionale (3D) des brouillards et stratus bas est inaccessible, la prévision numérique locale (1D) est possible.

Cette approche présente de nombreux avantages : la résolution verticale est adéquate, la physique est plus détaillée, l'initialisation des nuages bas est possible au moyen d'observations supplémentaires faites sur le site et ces observations sont également intégrées dans un système assimilation variationnelle unidimensionnel produisant l'analyse atmosphérique de COBEL. Pour toutes ces raisons, cette méthode locale de prévision s'est révélée adaptée et performante pour la prévision locale déterministe des LVP (visibilité < 600m et plafond < 200 pieds) sur l'aéroport de Roissy Charles de Gaulle pour la courte échéance.

L'objectif de ma thèse a donc été la construction et la validation d'un système de prévision d'ensemble local pour la prévision des LVP sur l'aéroport de Roissy. Ce système a donc pour objectif d'améliorer la prévisibilité de l'évènement LVP et de déterminer la qualité de la prévision en définissant un indice de confiance sur la prévision déterministe. J'ai construit deux systèmes, une approche globale (**LEPS** : Local Ensemble Prediction System), où les membres sont non-différenciés et réunis au sein d'un unique ensemble, afin d'évaluer la fonction de densité de probabilité (pdf) des LVP et une approche décomposée (**DEEPS** : Decomposed Ensemble Prediction System), où les membres sont différenciés en fonction de certains paramètres, afin d'évaluer la pdf des LVP et de diagnostiquer l'influence de chaque source d'incertitude en ex-

exploitant individuellement l'information provenant de chaque sous-ensemble.

LEPS, un système fiable et performant pour la prévision des LVP

Le système de prévision probabiliste locale (LEPS) permet de repousser les limites de la prévisibilité des LVP. LEPS est un succès, car il satisfait le besoin spécifié par Aéroport de Paris : l'obtention de prévisions probabilistes fiables de courtes échéances des conditions LVP sur Roissy, ainsi que la détermination d'un indice de confiance sur la prévision déterministe. En effet, les bulletins opérationnels effectués à Roissy depuis 2000, montrent que passé les 2 heures d'échéance la prévision est fortement biaisée (voir chapitre 3). Si bien que les prévisionnistes limitent la production des bulletins LVP à 3 heures d'échéance.

La calibration bayésienne de l'ensemble local permet de fiabiliser les probabilités issues du système LEPS. Ainsi en se basant sur LEPS, il est possible de corriger les biais des bulletins LVP constatés en opérationnel. LEPS produit des prévisions fiables jusqu'à trois heures d'échéance quelle que soit la catégorie de probabilité. Au-delà des 3 heures d'échéance, la fiabilité diminue car les échantillons de données ne contiennent pas suffisamment de cas pour permettre à LEPS de fiabiliser les catégories de fortes probabilités sur les longues échéances de prévision. La résolution du système diminue au cours des 12 heures de prévision, cependant elle demeure positive sur toute la période de prévision. Par conséquent, LEPS a un potentiel de détection des LVP au-delà de 12 heures d'échéance.

Jusqu'à 12 heures d'échéance, en considérant le seuil de détection $P > 0\%$, LEPS permet de détecter 76% des cas avec un taux de fausses alarmes d'environ 80%. Cette capacité de détection permettrait à un grand nombre d'utilisateurs (en fonction de leur rapport coûts/pertes) de réaliser des économies substantielles en basant leur prise de décisions sur les résultats de ce système. Les utilisateurs pouvant tolérer des fausses alarmes, donc ayant de petits rapports coûts/pertes, sont susceptibles de tirer de meilleurs bénéfices de LEPS que les utilisateurs ayant de grands rapports coûts/pertes.

Un des objectifs de la prévision probabiliste est la détection des cas les plus sensibles (rares et complexes) que la prévision déterministe n'est en générale pas capable de prévoir. La comparaison des scores de LEPS et du système déterministe de prévision, en considérant que la prévision déterministe est une prévision probabiliste qui ne comporte que deux classes de prévision 0 et 100%, montre que le score de résolution est nettement supérieur pour LEPS. L'amélioration moyenne de la résolution sur la période de 12 heures de simulation est de 189%. LEPS a donc un meilleur potentiel de détection de cas LVP que le système de prévision déterministe, il est

mesure de prévoir les cas situés en queue de distribution composés des événements rares et délicats à prévoir.

LEPS un apport indéniable pour la production de bulletins LVP sur l'aéroport de Roissy Charles de Gaulle

Actuellement, la prévision opérationnelle des LVP est constituée de 4 classes ("certain", "probable", "improbable" et "exclu") pour des prévisions de 3 heures d'échéance produites à 6 et 9 heures locales. Le prévisionniste fournit une prévision dans l'une des 4 classes afin de lui attribuer un indice de confiance. Cette procédure biaise les prévisions des classes comportant une notion d'incertitude (improbable et probable), en surestimant le nombre de cas LVP prévus dans ces classes. La distribution des prévisions dans les 4 classes ne correspond plus à la prévision d'événements rares puisque la classe "improbable" contient environ 60% des prévisions. Le système probabiliste local de prévision LEPS, apporte une prévision objective du risque d'occurrence de LVP, qui permet d'obtenir des prévisions fiables de LVP (non-biaisées). La distribution des LVP devient alors conforme à celle attendue pour des événements rares, avec une classe d'exclusion du risque qui contient la majorité des prévisions.

Toutefois, la capacité de détection de LEPS est un peu plus faible que celle des prévisions opérationnelles effectuées par les prévisionnistes, puisque LEPS ne prévoit pas la totalité des cas. La richesse du système LEPS peut aussi permettre d'affiner le bulletin LVP actuel composé de seulement 4 classes et 4 tranches horaires. Le nombre de classes de probabilités peut être affiné, en passant de 4 jusqu'à un maximum de 10 classes. Les prévisions 0-3 heures peuvent être validées toutes les 30 minutes, au lieu de conserver 4 tranches temporelles asymétriques (T1, T2, T3, T4 de respectivement 30 minutes, 30 minutes, 1 heure, 1 heure). Et surtout le bulletin peut être poussé jusqu'à 12 heures d'échéance tout en restant fiable. Il faut cependant utiliser un critère de validation de LEPS moins sévère.

Considérations pratiques pour un passage en opérationnel

Cette approche locale présente quelques aspects pratiques à considérer pour une exploitation opérationnelle de prévisions à courtes et à très courtes échéances des conditions de visibilité réduite et de plafond bas sur les aéroports. Voici une liste de points à souligner :

- *la souplesse du code* ; le code d'un modèle 1D est nettement moins dense (compliqué) que celui d'un modèle 3D.

- *la portabilité du code* ; le code d'un modèle 1D peut être facilement installé et exécuté sur un PC.
- *le faible coût en CPU* ; le code d'un modèle 1D s'exécute rapidement sur un PC de 32 bits. Une simulation de 12 heures prend en moyenne 30 secondes. L'ensemble de 54 membres prendrait environ 30 minutes et le post-traitement de l'ensemble 2-3 minutes. Les résultats de LEPS-54 pourraient être obtenus en moins d'une heure, en tenant compte du délai de transfert des données.
- *LEPS pour la prévision 0-24h* ; relâcher le critère de vérification, entre les observations et les prévisions LEPS (1 heure au lieu de 30 minutes), permet de d'accroître la fiabilité du système pour les longues échéances de prévision et potentiellement d'accroître la résolution au-delà de 12 heures de prévision. Pour l'utilisateur, une estimation du risque LVP sur des périodes horaires, est probablement plus appropriée après 3 heures d'échéance. Par contre, le critère de 30 minutes est adapté à la prévision de très courtes échéances et doit être conservé entre 0 et 3 heures de prévision.
- *Le critère LVP (visibilité < 600m et/ou plafond < 60m) défini par Aéroport De Paris (ADP) est adapté pour la prévision des faibles visibilités sur les aéroports* ; ce critère correspondant aux cas de brouillards et aux transitions entre les brouillards et le stratus qui peuvent être observés sur l'aéroport de Roissy. LEPS n'est pas sensible au critère de visibilité. Par contre, LEPS est sensible au critère de plafond, parce qu'en augmentant le critère de plafond, on change la nature de l'évènement à prévoir. On passe de la prévision de cas de brouillards et de transition brouillards/stratus, à la prévision du double évènement stratus bas et/ou brouillards. Les stratus et les brouillards sont dès lors deux évènements distincts regroupés sous le critère LVP.
- *la formation des prévisionnistes* ; la formation des prévisionnistes aux outils diagnostiques de la prévision d'ensemble serait un atout pour une exploitation optimale des possibilités du système en opérationnel.

Perspectives de développements pour LEPS

Il est possible d'entrevoir quelques pistes de développement pour l'évolution future du système LEPS. LEPS a été construit avec l'hypothèse de modèle parfait. Or les modèles COBEL et ISBA sont loin d'être parfaits même s'ils sont réalistes et représentent correctement les LVP. La physique des modèles de surface et 1D est source d'incertitude dans la prévision des LVP (Mölders, 2005 et Bergot et al, 2007). Il est envisageable de considérer des membres avec une

erreur modèle dans le futur.

La méthodologie de construction de LEPS est composée de 3 étapes : évaluation des distributions des sources d'erreurs, choix des membres de l'ensemble et apprentissage BMA pour la fiabilisation. Cette méthodologie peut être reprise et adaptée pour d'autres aéroports. La calibration est locale et devra être effectuée pour chaque lieu, elle exige également une bonne base de données d'observations locales. Une attention particulière devra être portée aux caractéristiques de chaque aéroport par rapport à la localisation (zone urbaine, côte maritime ...) et la topographie de la région (plaine, vallée ...). L'adaptabilité de la méthodologie rend LEPS flexible et portable.

L'utilisation d'un modèle de mésoéchelle à plus haute résolution, comme le futur modèle de prévision opérationnelle de Météo-France AROME (2.5 km contre Aladin ; 10 km), devrait permettre de fournir à COBEL-ISBA de meilleurs forçages. Par exemple, les advections d'un tel modèle devraient être plus proches de la réalité et permettraient de mieux intégrer leurs influences à l'échelle locale dans COBEL-ISBA. En se basant sur un nouveau modèle de mésoéchelle, il est nécessaire de réévaluer les distributions d'incertitude et de recalculer les coefficients de calibration.

La qualité des prévisions LVP est bien meilleure la nuit car les conditions sont souvent plus favorables à l'apparition de LVP dans la couche limite nocturne (refroidissement radiatif de la surface, faible turbulence, plus de stabilité thermique en l'absence du forçage radiatif solaire). Un échantillon de données LVP plus conséquent serait bénéfique car il permettrait de discrétiser l'apprentissage des poids de calibration BMA selon les réseaux de prévision. Dans cette étude la discrétisation est seulement fonction de l'échéance de prévision en raison de la taille de l'échantillon de données. Cependant, un calcul de coefficient BMA dépendant à la fois des réseaux de prévision et de l'échéance de prévision permettrait d'améliorer la calibration de l'ensemble.

Actuellement, le système d'assimilation 1D-Var fonctionne avec des matrices de covariances d'erreurs de prévision et d'observation fixes. Cependant, l'ensemble permettrait sur la mise en place d'un système de filtre de Kalman d'ensemble (EnKF) qui introduirait dans l'assimilation une matrice d'erreur de prévisions dynamique, déduite de la dispersion de l'ensemble. Cette méthode introduirait l'impact de différents effets (les cycles diurne et saisonnier) dans l'assi-

milation tels qu'ils sont vus par le modèle.

Perspectives d'amélioration de DEEPS (Decomposed Ensemble Prediction System)

J'attendais de DEEPS qu'il soit capable de fournir non seulement la pdf des LVP, mais aussi des diagnostics sur chaque source d'incertitude en exploitant l'information provenant de chaque sous-ensemble. Ces diagnostics auraient pu être un plus pour les prévisionnistes dans l'analyse et la production du bulletin LVP. Cependant, la calibration n'a pas été efficace dans cette approche et DEEPS n'a pas été performant. Le travail effectué sur DEEPS n'a pas été inutile car il a permis de comprendre la dispersion au sein de chaque sous-ensemble. En analysant individuellement chaque source d'incertitude, j'ai pu définir la variance appropriée à chaque source d'incertitude (cette analyse a aussi été utile pour LEPS). Si bien qu'augmenter le nombre de membres de DEEPS, en augmentant la variance des distributions d'incertitude, a permis d'accroître la dispersion et d'améliorer la résolution et la fiabilité de DEEPS. Toutefois, DEEPS-54 (ensemble de 54 membres) n'a pas atteint les performances de LEPS-54, il n'a pu qu'atteindre une qualité équivalente à celle de l'ensemble brut de 30 membres, en raison de l'échec de la calibration.

Pour améliorer la performance de DEEPS, il faudrait revoir la décomposition. L'hypothèse de l'indépendance des paramètres et la décomposition en 4 blocs est remise en cause par les mauvais scores obtenus par le sous-ensemble sur la couverture nuageuse. L'impact de l'incertitude sur la couverture nuageuse devrait plutôt être pris en compte dans les autres sous-ensembles. Cette perspective permettrait d'inclure l'impact radiatif de la couverture nuageuse dans chacun des sous-ensembles de DEEPS (forçages, IC et initialisation des nuages bas). Ceci permettrait également d'augmenter la dispersion dans chaque sous-ensemble, ce qui aiderait la calibration BMA à l'intérieur de chaque sous-ensemble. Il faudrait aussi intégrer un sous-ensemble sur l'erreur modèle.

Avec de plus grands échantillons d'apprentissage et de validation, il serait alors possible de recalibrer les sous-ensembles et d'équilibrer leur impact au cours de la simulation, comme dans l'approche globale.

Annexe A

Bulletin LVP de 9 heures locales : Résultats

Prévisions opérationnelles versus LEPS : le bulletin de 9 heures locales

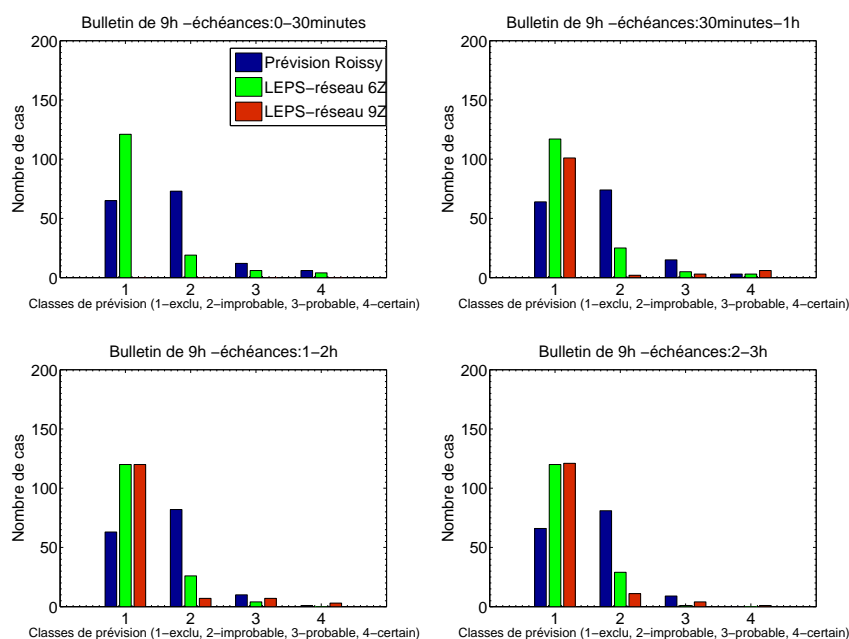


FIG. A.1 – Histogrammes des prévisions opérationnelles de 9 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 6Z (vert) et LEPS réseau 9Z (rouge).

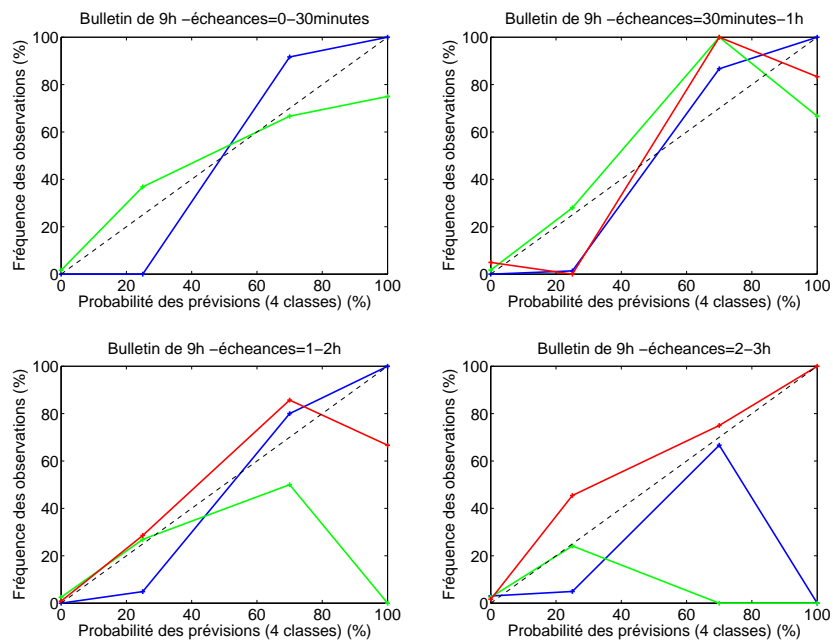


FIG. A.2 – Diagrammes de fiabilité des prévisions opérationnelles de 9 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 6Z (vert) et LEPS réseau 9Z (rouge).

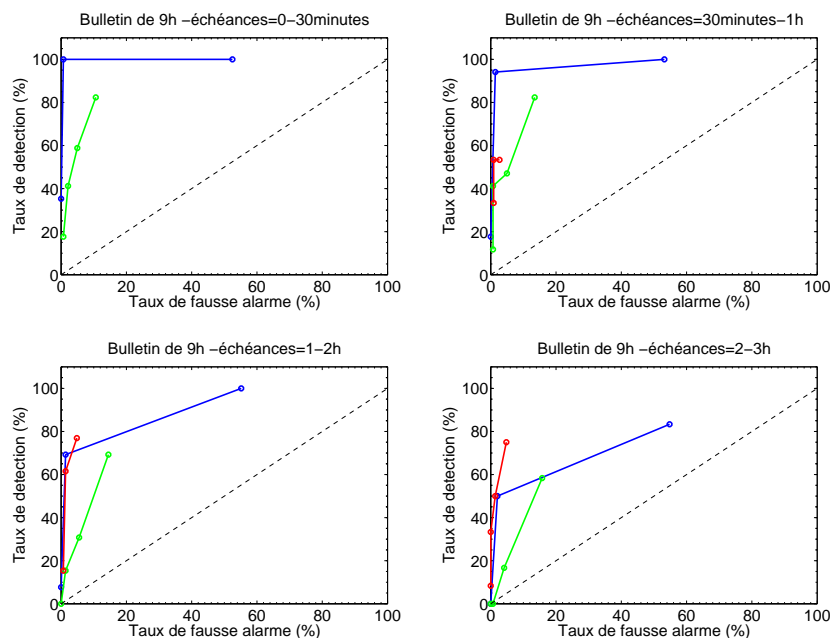


FIG. A.3 – Pseudo Relative Operating Characteristic Curve (ROC) des prévisions de 9 heures locales opérationnelles et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 6Z (vert) et LEPS réseau 9Z (rouge).

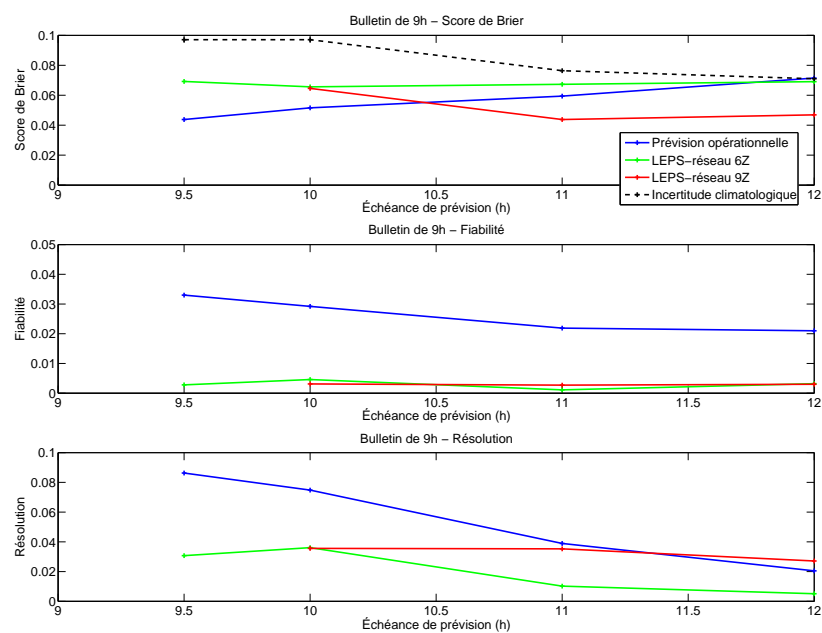


FIG. A.4 – Score de Brier, fiabilité et résolution des prévisions opérationnelles de 6 heures locales et de LEPS pour les 4 tranches horaires : 0-30min, 30min-1h, 1-2h et 2-3h. Les prévisions sont présentées pour l'hiver test 2004-2005 : opérationnelle (bleu), LEPS réseau 3Z (vert) et LEPS réseau 6Z (rouge).

Annexe B

COBEL-ISBA

1- Le modèle atmosphérique de COBEL

La dynamique de COBEL

Cette annexe donne des informations sur le modèle COBEL-Code Brouillard à l'Echelle Locale. Il est toujours possible pour plus de détails de se référer à l'article de Guédalia et Bergot (1994) et au site internet ([http : //people.sca.uqam.ca/ tardif/COBEL/cobel_eter.htm](http://people.sca.uqam.ca/tardif/COBEL/cobel_eter.htm)).

Les équations dynamiques et thermodynamiques de base sont dérivées d'un système Bousinesq, sur lesquelles la moyenne de Reynolds est appliquée. En presumant l'homogénéité horizontale de la quantité de mouvement et des fluctuations turbulentes, mais en préservant l'in-homogénéité à grande échelle de la température, de l'humidité et du mouvement vertical, le système se compose des six équations suivantes ; deux pour la quantité de mouvement (1 et 2), une pour l'évolution thermodynamique (4), une pour la conservation de l'humidité (3), une pour le contenu en eau liquide (5) et une pour l'énergie cinétique turbulente (6).

$$\frac{\partial u}{\partial t} = f(v - v_g) - \frac{\partial(\overline{w'u'})}{\partial z} \quad (\text{B.1})$$

$$\frac{\partial v}{\partial t} = -f(u - u_g) - \frac{\partial(\overline{w'v'})}{\partial z} \quad (\text{B.2})$$

$$\frac{\partial q}{\partial t} = -\frac{\partial(\overline{w'q'})}{\partial z} - C - \vec{V} \cdot \vec{\nabla} q + E_r \quad (\text{B.3})$$

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = -\frac{\partial(\overline{w'\theta'})}{\partial z} + \frac{\theta}{T} \left[-\frac{1}{\rho C_p} \frac{\partial F_r}{\partial z} + \frac{L}{C_p} C \right] - \vec{V} \cdot \vec{\nabla} \theta \quad (\text{B.4})$$

$$\frac{\partial q_l}{\partial t} = -\frac{\partial(\overline{w'q'_l})}{\partial z} - C + \frac{\partial G_c}{\partial z} - P \quad (\text{B.5})$$

où

u : la composante zonale (ouest-est) du vent

v : la composante méridienne (nord-sud) du vent

θ : la température potentielle

T : la température

q : l'humidité spécifique

$\overline{w'\alpha'}$: avec $\alpha' = u', v', \theta', q'$

F_r : le flux radiatif net

E_r : le taux d'évaporation de la pluie

C : le taux d'évaporation/condensation par unité de masse

f : le paramètre de Coriolis

C_p : la chaleur spécifique de l'air à pression constante

L : la chaleur latente d'évaporation/condensation

ρ : la densité moyenne de l'air sec

g : la constante gravitationnelle

l'indice "g" réfère aux composantes du vent géostrophique, l'apostrophe (') signifie la partie perturbée du champ correspondant pour simplifier la notation la partie moyenne est représentée par α au lieu de $\bar{\alpha}$

Les flux radiatifs dans COBEL

Les radiations d'ondes longues

COBEL a été initialement conçu pour simuler l'évolution de la couche limite nocturne. De sorte qu'à l'origine seule un schéma pour les radiations infrarouges (IR) était inclus dans le modèle. Il s'agit du modèle IR de Vehil (1989), qui est un schéma spectral de haute résolution comportant 232 intervalles spectraux entre 4 et 100 mm. Il permet le calcul de la divergence nette des flux radiatifs à chaque niveau de la grille de COBEL, en considérant l'émission et l'absorption par l'eau liquide, la vapeur d'eau, le dioxyde de carbone et la surface terrestre. Donc, après intégration de l'équation de transfert radiatif infrarouge, les flux vers le haut (6) et vers le bas (7) au niveau "z" s'exprime de la manière suivante :

$$F_{IR} \uparrow = \pi \int_0^\infty \left[I_\lambda^\uparrow(0) t_\lambda(0, z, r) + \int_0^z B_\lambda(z') dt_\lambda(z, z', r) \right] d\lambda \quad (B.6)$$

$$F_{IR} \downarrow = -\pi \int_0^\infty \left[\int_0^z B_\lambda(z') dt_\lambda(z, z', r) \right] d\lambda \quad (\text{B.7})$$

où I_λ^\uparrow est l'intensité du flux radiatif monochromatique vers le haut émis par la surface, $B_\lambda(z)$ est la fonction monochromatique de Plank pour la température au niveau z' , $t_\lambda(z, z', r)$ est la transmission spectrale du niveau (z, z') dans la direction $\arccos(1/r)$ avec $r = 1.66$, le facteur de diffusion (Rogers et Walshaw, 1966). Pour le cas de ciel clair, les deux équations précédentes, sont résolues en utilisant la fonction de transmission (t_λ) pour les longueurs d'ondes entre 4 et 22 μm de Moskalenko (1968, 1969), Moskalenko et Golubitskiy (1968), et celle de Goody (1964) pour l'intervalle de longueurs d'onde 22-100 μm (Estournel et al., 1983). Dans une atmosphère saturée, les fonctions de transmission sont calculées à partir du contenu en eau liquide (LWC). Le coefficient de transmission (8) prend la forme suivante :

$$t = \exp(-\delta(z, z')) \quad (\text{B.8})$$

où l'épaisseur optique (9) est donné par :

$$\delta(z, z') = k \cdot LWC \cdot \Delta z \quad (\text{B.9})$$

avec $k = 149.5 \text{ kg}^{-1} \text{m}^2$, $LWC = \rho_{ql}$ et Δz est l'épaisseur de la couche saturée (Véhil et al., 1989).

Les radiations d'ondes courtes

La radiation visible nette est calculée à chaque niveau du modèle, et utilise la paramétrisation de Fouquart et Bonnel (1980). Ce schéma radiatif présente les caractéristiques suivantes :

- 1) il est monospectral pour les longueurs d'onde entre 0.24 et 24 μm .
- 2) il prend en compte l'absorption par la vapeur d'eau, le dioxyde de carbone, l'ozone et les gouttelettes d'eau des nuages.
- 3) il tient compte de la diffusion de Rayleigh par la vapeur d'eau, le dioxyde de carbone et l'ozone et de la diffusion de Mie par les gouttelettes des nuages.
- 4) il considère l'interaction entre les différentes bandes d'absorption moléculaire et de la diffusion multiple dans la brume.
- 5) l'albédo du nuage ou du brouillard ($\bar{\omega}$) est représenté comme une fonction de l'épaisseur optique ($\bar{\tau}$) de la couche de nuage ou de brouillard de la façon suivante :

$$\bar{\omega} = 998 * 3.10^{-3} - 0.004 \exp(-0.15\bar{\tau}) \quad (\text{B.10})$$

Pour représenter la réflexion et l'atténuation de la radiation solaire par une couche de brouillard, il faut paramétriser l'épaisseur optique. Elle est estimée par Fouquart et Bonnel (1980)

comme suit :

$$\tau = \frac{3}{2} \frac{LWC}{\rho_l r_e} \quad (\text{B.11})$$

où ρ_l est la densité de l'eau liquide (soit 1025 kg m^{-3}), r_e est le rayon effectif de la distribution de taille des gouttelettes. LWC , le contenu en eau liquide est donné par (12) :

$$LWC = q_l \rho \Delta z \quad (\text{B.12})$$

q_l est le rapport de mélange en eau liquide (kg/kg), ρ est la densité de l'air (kg m^{-3}) et Δz est l'épaisseur de la couche de brouillard.

Les flux turbulents dans COBEL

La paramétrisation des flux turbulents est un aspect déterminant dans un modèle de couche limite car c'est la turbulence qui permet aux parcelles nuageuses de se dissiper par mélange avec l'air environnant clair. COBEL représente les flux turbulents à l'aide de la théorie K, qui est une fermeture d'ordre 1,5 (Stull, 1988).

Les coefficients d'échanges turbulents K_α (14) sont fonction d'une longueur de mélange l_α et de l'énergie cinétique turbulente E_k , tels que :

$$\overline{w'\alpha'} = -K_\alpha \frac{\partial \alpha}{\partial z} \quad (\text{B.13})$$

avec $\alpha = m, \theta, q, q_l$

$$K_\alpha \propto l_\alpha (E_k)^{\frac{1}{2}} \quad (\text{B.14})$$

Cette paramétrisation est valide dans le cas de petits tourbillons, et il est admis qu'elle est inadéquate lorsque le flux est dominé par de grands tourbillons (Stull, 1988). L'équation d'évolution de l'énergie cinétique turbulente est alors (15) :

$$\frac{\partial E_k}{\partial t} = -\frac{\partial}{\partial t} \left[\overline{w'E'_k} + \frac{\overline{w'p'}}{\rho} \right] - \left[\overline{u'w'} \frac{\partial u}{\partial z} + \overline{v'w'} \frac{\partial v}{\partial z} \right] + \frac{g}{T} \overline{w'\theta'} - \epsilon \quad (\text{B.15})$$

Cette équation permet de tenir compte du transport de l'énergie cinétique turbulente et de pression-corrélation (premier terme entre parenthèse), de la production mécanique ou de cisaillement (deuxième terme entre parenthèse), de la production/consommation due à la force de flottabilité (troisième terme) et la dissipation ϵ (quatrième et dernier terme). - La première parenthèse peut s'exprimer à l'aide d'un coefficient d'échange (16) :

$$\left[\overline{w'E'_k} + \frac{\overline{w'p'}}{\rho} \right] = -K_{E_k} \frac{\partial E_k}{\partial z} \quad (\text{B.16})$$

Le terme de dissipation de l'énergie (17) est spécifié selon Delage (1974) :

$$\epsilon \propto \frac{E_k^{\frac{3}{2}}}{l_\epsilon} \quad (\text{B.17})$$

Les longueurs de mélanges l_α et l_ϵ de dissipation le dépendent de la stabilité statique et dynamique de la couche limite. La stabilité est calculée en tenant compte de la présence d'eau liquide lorsque c'est nécessaire. Sans eau liquide, la stabilité est définie à partir du gradient vertical de température potentielle virtuelle :

$$\frac{d\theta_v}{dz} \begin{cases} < 0 & , \text{ si instable} \\ = 0 & , \text{ si neutre} \\ > 0 & , \text{ si stable} \end{cases} \quad (\text{B.18})$$

Avec l'eau liquide, la formulation de Brunt-Vaisala de Durran et Klemp (1982) est utilisée :

$$\left[\frac{T}{\theta} \frac{\partial \theta}{\partial z} + \frac{g}{c_p} (\Gamma_m - 1) \right] \left[1 + \frac{Lq_s(T)}{RT} \right] - \frac{T}{1 + q_w} \frac{\partial q_w}{\partial z} \begin{cases} < 0 & , \text{ si instable} \\ = 0 & , \text{ si neutre} \\ > 0 & , \text{ si stable} \end{cases} \quad (\text{B.19})$$

où

$$\Gamma_m = \Gamma_d (1 + q_s) \frac{1 + \frac{Lq_s}{R_a T}}{1 + \frac{q_s}{c_{pa}} \left[c_{pv} + \frac{L^2}{R_v T^2} \left[1 + q_s \frac{R_v}{R_a} \right] \right]} \quad (\text{B.20})$$

avec

q_w : le rapport de mélange en eau total ($q_w = q_l + q_l$),

q_l : le rapport de mélange en eau liquide,

q_s : le rapport de mélange saturant,

Γ_d : le taux de refroidissement adiabatique,

Γ_m : le taux de refroidissement pseudo-adiabatique,

R_a : la constante spécifique pour l'air sec,

R_v : la constante spécifique pour la vapeur d'eau,

c_{pa} : la chaleur spécifique à pression constante de l'air sec,

c_{pv} : la chaleur spécifique à pression constante de la vapeur d'eau.

2- Le modèle de sol ISBA

La dynamique d'ISBA

Le schéma de surface ISBA-Interaction Soil Biosphere and Atmosphere (Noilhan et Planton 1989) a été développé pour décrire les échanges énergétiques et hydriques entre la basse couche

de l'atmosphère, le sol et la végétation dans les modèles atmosphériques. Les nombreux coefficients intervenant dans la diffusion de la chaleur et de l'eau sont déterminés à partir des caractéristiques du sol (texture du sol, type de végétation, profondeur racinaire ...).

Plusieurs versions du modèle ISBA ont été développées afin de couvrir les différents besoins. C'est la version multi-couches qui est utilisée dans ce travail pour le couplage avec COBEL (ISBA-DF) (Boone et al. 2000). Cette dernière version utilise un schéma de résolution multi-couche des transferts de chaleur et de masse dans un milieu poreux.

Le modèle ISBA-DF est un modèle unidimensionnel, ainsi seuls les transferts verticaux sont considérés. Les coefficients thermiques du sol dépendent des contenus en eau liquide et solide. L'équation pour les transferts de chaleur est :

$$c_T \frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left(\lambda \frac{\partial T}{\partial z} \right) + \Phi \quad (\text{B.21})$$

Les variation d'eau liquide et de glace peuvent être écrites :

$$\frac{\partial w_l}{\partial t} = -\frac{\partial F}{\partial z} - \frac{\Phi}{L_f \rho_w} - \frac{S_l}{\rho_w} \quad (\text{B.22})$$

avec $w_{min} \leq w_l \leq w_{sat} - w_i$

$$\frac{\partial w_i}{\partial t} = \frac{\Phi}{L_f \rho_w} - \frac{S_i}{\rho_w} \quad (\text{B.23})$$

avec $0 \leq w_i \leq w_{sat} - w_{min}$

$$w = w_l + w_i \quad (\text{B.24})$$

où pour la couche considérée :

c_T est la capacité calorifique du matériau constitutif de la couche ($Jm^{-3}K^{-1}$)

T est la température (K)

λ est la conductivité thermique ($Wm^{-1}K^{-1}$)

F est le flux vertical d'eau liquide (ms^{-1})

Φ est un terme source/puit de chaleur associé au changement de phase de l'eau ($Jm^{-3}s^{-1}$)

z est la profondeur, positive vers le bas (m)

w , w_l et w_i représentent respectivement les contenus volumétriques en eau total, en eau liquide et en glace (m^3m^{-3})

S_l (flux lateral d'eau liquide) et S_i (sublimation) représentent respectivement des termes sources/puits externes ($kgm^{-3}s^{-1}$) des contenus en eau liquide et glace

L_f est la chaleur latente de fusion ($3.337 \times 10^5 Jkg^{-1}$)

ρ_w est la densité de l'eau liquide ($1000kgm^{-3}$)

w_{sat} est la porosité de la couche considérée (m^3m^{-3})

w_{min} est la valeur minimum du contenu en eau liquide ($0.001m^3m^{-3}$)

L'équation de continuité pour la teneur volumétrique en eau peut être obtenue à partir des équations (22), (23) et (24) et elle s'écrit sous la forme :

$$\frac{\partial w}{\partial t} = -\frac{\partial F}{\partial z} - \frac{1}{\rho_w}(S_i + S_l) \quad (B.25)$$

avec $w_{min} \leq w \leq w_{sat}$

Propriétés thermique du sol

Les propriétés thermiques du sol (conductivité et capacité calorifique) sont calculées à partir de la texture du sol, et du contenu en eau et en glace, à partir de la formulation de Peters-Lidard et al (1998).

Capacité calorifique d'une couche de sol c_{Tj}

$$c_{Tj} = (1 - w_{satj})C_s\rho_{soilj} + w_{lj}c_w + w_{ij}c_i \quad (B.26)$$

où c_w et c_i sont respectivement les capacités calorifiques volumiques de l'eau liquide et de la glace ($JK^{-1}m^{-3}$) et C_s est la capacité calorifique massique du sol sec ($JK^{-1}kg^{-1}$). ρ_{soil} est la masse volumique sèche de la couche (kgm^{-3}) et w_{sat} est la porosité de la couche (m^3m^{-3}). Peters-Lidard et al. (1998) proposent une valeur de la capacité calorifique moyenne des sols naturels de $733 Jkg^{-1}K^{-1}$. La masse volumique sèche du sol d'une couche peut être estimée à partir de la porosité du sol selon l'expression :

$$\rho_{soil} = (1 - w_{sat})\rho_{solids} \quad (B.27)$$

où ρ_{solids} est la masse volumique des particules de sol ($2700 kgm^{-3}$). La capacité calorifique de l'air présent dans le sol est négligée. En surface, l'inertie thermique due à la végétation est prise en compte. Ainsi, pour la couche de surface, la capacité calorifique vaut :

$$c_{T1} = \frac{1}{C_T\Delta z_1} \quad (B.28)$$

où Δz_1 est l'épaisseur de la couche de surface et C_T est l'inertie thermique de surface ($Km^{-2}J^{-1}$) qui vaut :

$$C_T = \frac{1}{veg/C_V + (1 - veg)/C_G} \quad (B.29)$$

où veg représente la fraction végétalisée de la maille, C_V est l'inertie thermique de la végétation (dépendante du type de végétation) et C_G est l'inertie thermique du sol, définie par Noilhan et

Planton (1989) selon l'expression :

$$C_G = 2 \left[\frac{\pi}{\lambda_1 c_{T1} \tau} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (\text{B.30})$$

où λ_1 et c_{T1} sont respectivement la conductivité thermique et la capacité calorifique de la couche de surface et τ est une constante de temps correspondante à un jour (86400 s).

Conductivité thermique effective d'une couche de sol λ

Suivant les travaux de Peters-Lidard et al. (1998) et Johansen (1975), la conductivité thermique est la somme pondérée des conductivités de sol sec et saturé :

$$\lambda = K_e \lambda_{sat} + (1 - K_e) \lambda_{dry} \quad (\text{B.31})$$

où K_e est le nombre adimensionnel de Kersten.

La conductivité thermique sèche est définie dans le cas général par :

$$\lambda_{dry} = \frac{0.135 \rho_{soil} + 64.7}{\rho_{solids} - 0.947 \rho_{soil}} \quad (\text{B.32})$$

et pour le cas particulier de roche écrasée :

$$\lambda_{dry} = 0.039 w_{sat}^{-2.2} \quad (\text{B.33})$$

La conductivité thermique saturée est donnée par :

$$\lambda_{dry} = \lambda_{soil}^{(1-w_{sat})} \lambda_i^{w_{sat}(1-w_l/w)} \lambda_w^{w_{sat}(w_l/w)} \quad (\text{B.34})$$

où λ_i et λ_w représentent respectivement les conductivités thermiques de la glace ($2.2 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$) et de l'eau liquide ($0.57 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$). λ_{soil} est la conductivité thermique des particules solides, définie par :

$$\lambda_{soil} = \lambda_q^q \lambda_o^{1-q} \quad (\text{B.35})$$

où q est le contenu relatif en quartz ($0 \leq q \leq 1$). Cette quantité est exprimée comme une fonction linéaire dépendante du contenu en sable, à partir des résultats de Peters-Lidard et al. (1998).

$$q = 0.038 + 0.0095 X_{sand} \quad (\text{B.36})$$

où X_{sand} représente la fraction de sable dans le sol (%).

La conductivité thermique du quartz est prise égale à λ_q ($7.7 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$) et celle des autres minéraux est :

$$\lambda_o = \begin{cases} 2.0 & , \text{ si } q > 0.2 \\ 3.0 & , \text{ si } q \leq 0.2 \end{cases} \quad (\text{B.37})$$

Le nombre de Kersten K_e dépend des teneurs en eau et glace et de la porosité, et il est donné par :

$$K_e = (w_l/w)(\log_{10} \frac{w - w_i}{w_{sat} - w_i} + 1) + (w_i/w) \frac{w - w_i}{w_{sat} - w_i} \quad (\text{B.38})$$

Transfert de chaleur dans le sol

La température moyenne de chaque couche est obtenue en intégrant l'équation (21) pour les N couches de sol :

$$\int_{-z_j}^{-z_{j-1}} C_T \frac{\partial T}{\partial t} dz = \int_{-z_j}^{-z_{j-1}} \frac{\partial}{\partial z} \left(\lambda \frac{\partial T}{\partial z} \right) dz + \int_{-z_j}^{-z_{j-1}} \Phi dz \quad (\text{B.39})$$

où

$$T_j = \frac{1}{\Delta z_j} \int_{-z_j}^{-z_{j-1}} T dz \quad (\text{B.40})$$

T_j est la température moyenne de la couche j considérée, l'indice j croit vers le bas et $\Delta z_j = z_j - z_{j-1}$.

Les équations (39) et (40) conduisent à :

$$\Delta z_j C_{T_j} \frac{\partial T_j}{\partial t} = G_{j-1} - G_j + \Delta z_j \Phi_j \quad (\text{B.41})$$

G_j est le flux de conduction entre la couche $j + 1$ et la couche j défini par :

$$G_j = \overline{\lambda_j} \frac{T_j - T_{j+1}}{(\Delta z_j + \Delta z_{j+1})/2} \quad (\text{B.42})$$

$\overline{\lambda_j}$ est la conductivité thermique interfaciale entre la couche $j + 1$ et la couche j , définie par :

$$\overline{\lambda_j} = \frac{\Delta z_j + \Delta z_{j+1}}{(\Delta z_{j+1}/\lambda_{j+1}) + (\Delta z_j/\lambda_j)} \quad (\text{B.43})$$

Bibliographie

Atger F., (1999), The skill of ensemble prediction systems, *Mon. Wea. Rev.* **127**, **9** , 1941-1953

Atger F., (2003), Spatial and Interannual Variability of the Reliability of Ensemble-Based Probabilistic Forecasts : Consequences for Calibration, *Mon. Wea. Rev.* **131**, **8** , 1509-1523

Bergot T., (1993), Modélisation du brouillard à l'aide d'un modèle 1D forcé par des champs mésoéchelle : application à la prévision, *Thèse de Doctorat - Université Paul Sabatier, Toulouse, France*, **1546** , 192pp (disponible au CNRM, Meteo-france)

Bergot T. and D. Guédalia, (1994), Numerical forecasting of radiation fog. Part I : Numerical model and sensitivity tests, *Mon. Wea. Rev.* **122** , 1218-1230

Bergot T., D. Carrer, J. Noilhan and P. Bougeault (2005), Improved Site-Specific Numerical Prediction of Fog and Low Clouds : a Feasibility Study, *Weather and Forecasting* **20** , 627-646

Bergot T., (2007), Quality assessment of the Cobel-Isba numerical forecast system of fog and low clouds, *Journal of Pure and Applied Geophysics*, **164** , 1265-1282

Bergot T., E. Terradellas, J. Cuxart, A. Mira, O. Liechti and M. Mueller (2007), Inter-comparison of single-column numerical models for prediction of fog, *Journal of Applied Meteorology* **46** , 504-521

Boone A., V. Masson, T. Meyers and J. Noilhan (2000), The influence of the inclusion of soil freezing on simulations by a soil-vegetation-atmosphere transfer scheme, *J. Appl. Meteor.*, **9** , 1544-1569

Boone A. (2000), Modélisation des processus hydrologiques dans le schéma de surface ISBA : inclusion d'un réservoir hydrologique, du gel et la modélisation de la neige. *Thèse de Doctorat - Université Paul Sabatier, Toulouse, France*

Bremnes J.B. and S. C. Michaelides (2007), Probabilistic visibility forecasting using neural networks, *Pure and Applied Geophysics*, **164** , 1365-1381

Brier G. W. (1950), Verification of forecasts expressed in terms of probability, *Mon. Wea. Rev.* **78** , 1-3

Brown R. and W.T. Roach (1976), The physics of radiation fog. Part II : a numerical study, *Quart. J. Meteorol. Soc.* **102** , 335-354

Buizza R. (1997), Potential forecast skill of ensemble prediction and spread and skill distributions of the ECMWF ensemble prediction system, *Mon. Wea. Rev.* **125** , 99-119

Buizza R. and T. N. Palmer (1998), Impact of ensemble size on ensemble prediction, *Mon. Wea. Rev.* **126** , 2503-2518

Carrer D. (2003), Etude d'un système de prévision numérique locale des faibles visibilités sur Roissy. *Rapport final de formation d'ingénieur de la météorologie n°860, ENM (Ecole Nationale de la Météorologie)* (disponible à Meteo-France/ENM, 42 Av Coriolis, F31057 Toulouse Cedex, France)

Clark D.A. (2002), The 2001 demonstration of automated cloud forecast guidance products for San Francisco International airport, *10th Conference on Aviation, Range and Aerospace Meteorology, AMS, Portland OR, May 13-16.*

Delage Y. (1974) A numerical study of the nocturnal boundary layer, *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **100** , 351-364

Dempster A. P., N. M. Laird and D. B. Rubin (1977), Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm, *J. Roy. Stat. Soc.*, **39B** , 1-39

Dimet F. L. and O. Talagrand (1986), Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations : Theoretical aspects, *Tellus*, **38A** , 97-110

Durran D. and J. B. Klemp (1982) On the effects of moisture on the Brunt-Väisälä frequency, *J. Atmos. Sci.*, **39** , 2152-2158

Duynerke P.G. (1991), Radiation fog : a comparison of model simulation with detailed observations. *Mon. Wea. Rev.* **119** , 324-341

Ehrendorfer M. (1994), The Liouville equation and its potential usefulness for the prediction of forecast skill. Part I : Theory, *Mon. Wea. Rev.*, **122** , 703-713

Estournel C., (1988), Etude de la phase nocturne de la couche limite atmosphérique, *Thèse de Doctorat - Université Paul Sabatier, Toulouse, France*, **1361** , 161pp

Fabbian D., R. De Dear and S. Lelleyett (2007), Application of Artificial Neural Network Forecasts to Predict Fog at Canberra International Airport, *Wea. Forecasting*, **22** , 372-381

Fisher R. A. (1922), On the mathematical foundations of theoretical statistics, *Philos. Trans. Roy. Soc. London*, **222A** , 309-368

Fitzjarrald D. R. and G. G. Lala (1989), Hudson Valley fog environment, *J. Appl. Meteor.*, **28** , 1303-1328

Fouquart Y. and B. Bonnel (1980), Computations of solar heating of the Earth's atmosphere : a new parametrization, *Beitrage zur Physik der Atmosphere*, **53** , 35-62

Glahn H. R. and D. A. Lowry (1972), The use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting, *J. Appl. Meteor.*, **11** , 1203-1211

Golubitskiy B. M. and N. I. Moskalenko (1968) Spectral transmission functions in the H₂O and CO₂ bands *Atmos. Oceanic Phys.*, **4** , 194-203

Goody R. M. (1964), Atmospheric Radiation. *Oxford University Press* , 436p

Hamill, T.M, 2007 : Comments on "Calibrated Surface Temperature Forecasts from the Canadian Ensemble Prediction System Using Bayesian Model Averaging". *Mon. Wea. Rev.*, **accepted**

Hamill T. M. and S. J. Colucci (1998), Evaluation of Eta-RSM Ensemble Probabilistic Precipitation Forecasts, *Mon. Wea. Rev.*, **126** , 711-724

Herzogh P., K. Petty, S. Benjamin, R. Rassmussen, T. Tsui, G. Wiener, P. Zwack (2002), Development of automated national ceiling and visibility products : scientific and practical challenges, research strategies, and first steps. *10th Conference on Aviation, Range, and Aerospace Meteorology, American Meteorological Society.*

Houtekamer P. L., and L. Lefaivre (1997), Using ensemble forecasts for model validation, *Mon. Wea. Rev.* **125** , 2416-2426

Jiusto J.E., and G. Lala (1983), Radiation fog fields programs. Recent studies, *ASRC-SUNY Publication* **117** , 67pp

O. Johansen (1975), Thermal conductivity of soils. *PhD Thesis, Trondheim, Norway.* (CRREL Draft Translation 637, 1977) ADA 044002 Kalnay E. (2003), Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability, *Cambridge University Press, UK*, 341pp

Koziara M. C., J. R. Robert and W. J. Thompson (1983), Estimating marine fog probability using a Model Output Statistics scheme, *Mon. Wea. Rev.*, **111** , 2333-2340

Kunkel, B., 1984 : Parameterization of droplet terminal velocity and extinction coefficient in fog model, *J. Appl. Meteor.*, **23** , 34-41

Lala G. G., E. Mandel and J. E. Jiusto (1975), A numerical evaluation of radiation fog variables, *J. Atmos. Sci.*, **32** , 720-728

Leith C. E. (1974), Theoretical skill of Monte-Carlo forecasts, *Mon. Wea. Rev.*, **102** , 409-418

Lorenz E. N. (1963), Deterministic nonperiod flow, *J. Atmos. Sci.*, **20** , 130-141

Lorenz E. N. (1969), The predictability of a flow which possesses many scales motion, *Tellus*, **34** , 505-513

MacLachlan G. J. and T. Krishnan (1997), The EM algorithm and extensions, *Wiley* , 274pp

Marzouki H. (2005), Impact d'un système d'assimilation dans un système de prévision numérique local des brouillards et des nuages bas. *Rapport final de formation d'ingénieur de la météorologie n°1005*, ENM (Ecole Nationale de la Météorologie) (disponible à Meteo-France/ENM, 42 Av Coriolis, F31057 Toulouse, cedex, France)

Mason S. J. and N. E. Graham (1999), Conditional Probabilities, Relative Operating Characteristics, and Relative Operating Levels, *Weather and Forecasting* **14** , 713-725

Meyer M.B., G.G Lala and J.E. Jiusto (1986), Fog-82, A cooperative field study of radiation fog, *Bulletin of American Meteorological Society* : **67** , 825-832

Mölders N. (2005), Plant and Soil-Parameter-Caused Uncertainty of predicted Surfaces Fluxes, *Mon. Wea. Rev.*, **133** , 3498-3516

Moskalenko N. I. (1968) The spectral transmission function in some water-vapor bands and in the CO and CH₄ bands in the infrared, *Atmos. Oceanic Phys.*, **4** , 443-446

Moskalenko N. I. (1969) The spectral transmission function in the bands of the water-vapor, O₃, N₂O and N₂ atmospheric components, *Atmos. Oceanic Phys.*, **5** , 678-685

Musson-Guenon L., (1987), Numerical simulations of fog event with a one-dimensional boundary layer model, *Mon. Wea. Rev.* **115** , 592-607

Murphy A. H. (1991), Probabilities, Odds and Forecasts of Rare events, *Weather and forecasting*, **6** , 302-307

Noilhan J. and S. Planton (1989), A simple parametrization of land surface processes for meteorological models, *Mon. Wea. Rev.* **117** , 536-549

Peters-Lidard C.D., E. Blackburn, X. Liang and Wood E. F. (1998) The effect of soil thermal conductivity parameterization on surface energy fluxes and temperatures, *J. Atmos. Sci.* **55(7)** , 1209-1224

Raftery A. E., T. Gneiting, F. Balabdaoui and M. Polakowski (2005), Using bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles, *Mon. Wea. Rev.*, **133** , 1155-1174

Rémy S. (2006), Amélioration des paramétrisations microphysiques de MésO-NH et AROME pour le brouillard. *Rapport final de formation d'ingénieur de la météorologie, ENM (Ecole Nationale de la Météorologie)* (disponible à Meteo-France/ENM, 42 Av Coriolis, F31057 Toulouse, cedex, France)

Richardson D. S. (2003), Economic value and skill. In forecast verification : a practitioner's guide in atmospheric science, The economic value of ensemble-based weather forecasts, Jolliffe, I.T. and Stephenson, D.B., Eds., *Wiley* , 240pp

Rogers C. D. and C. D. Walshaw (1966) The computation of infrared cooling rate in planetary atmospheres, *Quart. J. Roy. Meteo. Soc.*, **92** , 67-92 Roquelaure S., (2004), Couplage du modèle COBEL avec le modèle de mésoéchelle RUC : advections horizontales de température et d'humidité, *Thèse de Master - UQAM, Montréal, Canada* , 113pp

Roquelaure S. and T. Bergot (2007), Seasonal sensitivity on COBEL-ISBA local forecast system for fog and low clouds, *Journal of Pure and Applied Geophysics*, **164** , 1283-1301

Roquelaure S. and T. Bergot (2007), A local Ensemble Prediction System (LEPS) for fog and low clouds : construction, Bayesian Model Averaging calibration and validation, *JAMC*, **soumis**

Rousset F., (2007), Modelisation des bilans de surface et des debits sur la France, Application a la prevision d'ensemble des debits (Surface balance and streamflow modeling on France, Application to streamflow ensemble prediction), *Thèse de Doctorat - Université Paul Sabatier, Toulouse, France*, (available at CNRM, Meteo-france)

Sloughter J. M., A. E. Raftery and T. Gneiting (2006), Probabilistic Quantitative Precipitation Forecasting Using Bayesian Model Averaging, *Technical Report*, **496** , 20pp , University of Washington - Department of Statistics

Stensrud D. J. and N. Yussouf (2003), Short-Range Ensemble Predictions of 2-m Temperature and Dewpoint Temperature over New England, *Mon. Wea. Rev.*, **131** , 2510-2524

Stessel J. P., L. Frappez and T. Bergot (2000), Méthode interactive de prévision des brouillards denses : définition et test de faisabilité, *Publication scientifique et technique 12, Institut Royal Météorologique de Belgique (25 pages)*, , available IRM, Av Circulaire 3, B 1180 Bruxelles

Stull B. (1988), An introduction to boundary layer meteorology, *atmospheric sciences Library* , 666pp

Tag P. M. and J. E. Peak (1995), Machine Learning of Maritime Fog Forecast Rules, *J. Appl. Meteor.* **35** , 714-724

Tardif R. (2007), The Impact of Vertical Resolution in the Explicit Numerical Forecasting of Radiation Fog : A Case Study, *Journal of Pure and Applied Geophysics*, **164** , 121-1240

Tardif R. and R. M. Rasmussen (2007), Event-Based Climatology and Typology of Fog in the New-York City Region, *J. Appl. Meteor. and Climatol.* , (in press)

Toth Z. and E. Kalnay (1993), Ensemble forecasting at NMC : The generation of perturbations, *Bull. Amer. Meteor. Soc.* **74** , 2317-2330

Toth Z. and E. Kalnay (1997), Ensemble forecasting at NCEP and the Breeding Method, *Mon. Wea. Rev.* **125** , 3297-3319

Turton J.D. and R. Brown (1987), A comparison of a numerical model of radiation fog with detailed observations, *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.* **113** , 37-54

Vehil R., J. Monneris, D. Guédalia and P. Sarthou (1989), Study of radiative effects (long-wave and short-wave) within a fog layer, *Atmos. Res.*, **23** , 179-194

Walmsley J., W.R. Burrows and R.S. Schemm (1999), The use of routine weather observations to calculate liquid water content in summer high elevation fog, *Journal of applied meteorology*, **38** , 369-384

Wilks, D.S., 2006 : Statistical Methods in the Atmospheric Sciences, 2nd Ed. International Geophysics Series, *Academic Press*, **Vol 59** , 627pp

Wilson L. J., S. Beauregard, A. E. Raftery and R. Verret (2007), Calibrated Surface Temperature Forecasts from the Canadian Ensemble Prediction System Using Bayesian Model Averaging, *Mon. Wea. Rev.*, **135** , 1364-1385

Zhu Y., Z. Toth, R. Wobus, D. Richardson and K. Mylne (2002), The economic value of ensemble-based weather forecasts, *Bull. Amer. Meteor. Soc.* **83** , 73-82

Zdunkowski W. and B. Nielsen (1969), A preliminary prediction analysis of radiation fog, *Pure Appl. Geophys.*, **19** , 45-66